

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

JORGE VINICIUS RUVIARO BONATO

CLUSTERIZAÇÃO DE DADOS METEOROLÓGICOS PARA COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS  
DE NOWCASTING

CURITIBA  
2014

JORGE VINICIUS RUVIARO BONATO

CLUSTERIZAÇÃO DE DADOS METEOROLÓGICOS PARA COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS  
DE NOWCASTING

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Área de Concentração em Programação Matemática, do Departamento de Matemática, Setor de Ciências Exatas e do Departamento de Construção Civil, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Métodos Numéricos em Engenharia.

Orientador: Prof<sup>o</sup>. Dr. Paulo Henrique Siqueira

Co-Orientador: Dr. Cesar Augustus Assis Beneti

CURITIBA

2014

---

B699c

Bonato, Jorge Vinicius Ruviaro

Clusterização de dados meteorológicos para comparação de técnicas de nowcasting / Jorge Vinicius Ruviaro Bonato. – Curitiba, 2014.  
93f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Exatas, Programa de Pós-graduação em Matemática, 2014.

Orientador: Paulo Henrique Siqueira -- Coorientador: Cesar Augustus Assis Beneti.

Bibliografia: p. 91-93.

1. Previsão do tempo. 2. Pesquisa meteorológica. 3. Eventos severos. I. Universidade Federal do Paraná. II. Siqueira, Paulo Henrique. III. Beneti, Cesar Augustus Assis. IV. Título.

CDD: 551.55

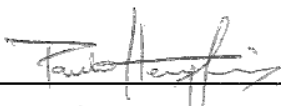
---

## TERMO DE APROVAÇÃO

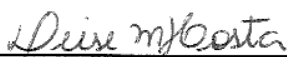
JORGE VINÍCIUS RUVIARO BONATO

CLUSTERIZAÇÃO DE DADOS METEOROLÓGICOS PARA COMPARAÇÃO DE  
TÉCNICAS DE NOWCASTING.

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de mestre no Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:



Prof. Dr. Paulo Henrique Siqueira.  
Orientador – Membro do PPGMNE/UFPR



Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Deise Maria Betholdi Costa.  
Membro do PPGMNE/UFPR



Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ana Maria Gomes Held.  
Membro do IPMET/UNESP.

Curitiba, 22 de agosto 2014



Dedicado à todos que contribuíram direta  
ou indiretamente para que essa etapa fosse  
cumprida, em especial à minha família.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente agradeço a minha família, por estar sempre ao meu lado.

Agradeço também à meus orientadores Prof<sup>o</sup>. Dr. Paulo Siqueira e Dr. Cesar Beneti pelas colaborações necessárias para que este trabalho fosse realizado.

*In three words I can sum up everything*

*I've learned about life: it goes on.*

- Robert Frost

## RESUMO

O interesse de empresas e sociedade em geral em saber, em tempo quase real e de maneira precisa, sobre a ocorrência de eventos severos tem gerado grande demanda por técnicas de previsão que sejam rápidas e confiáveis. Nessa busca, há criação de novas técnicas e/ou adaptação de outras já desenvolvidas e bem conhecidas. Neste trabalho foi feita uma adaptação da técnica *ForTraCC* para uso com dados de refletividade máxima de radar, provenientes de um radar meteorológico Banda-S Doppler operado pelo SIMEPAR no município de Teixeira Soares-PR, através de definição de novos limiares, além do desenvolvimento de uma técnica baseada em correlação espacial, denominada técnica *XCorr*, utilizando também o método *K-Means++* para classificação de células convectivas e estratiformes. As duas técnicas foram então comparadas, através de gráficos de correlação entre dados observados e previsões geradas, com melhor desempenho para a técnica *ForTraCC* frente à baseada em técnicas de correlação espacial, que apesar de suas limitações apresentou bons resultados.

Palavras-chave: Nowcasting, Eventos Severos, *K-Means++*, Classificação

## ABSTRACT

The interest of companies and society in general to know, in almost real time and accurately, the occurrence of severe weather events has generated great demand for predictive techniques that are fast and reliable. In this quest, there are the development of new techniques and / or adaptation of others already developed and well known. In this work it was made an adaptation of the ForTraCC technique using radar maximum reflectivity, from a Doppler S-Band weather radar operated by SIMEPAR installed in Teixeira Soares-PR, setting new thresholds, and the development of a technique based on spatial correlation, called *XCorr* technique, using K-Means++ method for classifying convective and stratiform cells. The two techniques were then compared using correlation graphs between observed and forecasted data, with better performance with ForTraCC instead of spatial correlation technique which, despite its limitations, also presented good results.

Key-words: Nowcasting, Severe Weather, *K-Means++*, Classification

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – SISTEMA DE COORDENADAS DE DADOS DE RADAR .....	20
FIGURA 2 – VARREDURA RHI .....	21
FIGURA 3 – VARREDURA PPI .....	21
FIGURA 4 – VARREDURA VOLUMÉTRICA .....	22
FIGURA 5 – MOMENTOS DO ESPECTRO DOPPLER .....	23
FIGURA 6 – REFLETIVIDADE MÁXIMA .....	25
FIGURA 7 – ESTÁGIO CONVECTIVO CUMULOS .....	27
FIGURA 8 – ESTÁGIO CONVECTIVO MADURO .....	28
FIGURA 9 – ESTÁGIO CONVECTIVO DISSIPATIVO .....	28
FIGURA 10– DETERMINAÇÃO DO VETOR DESLOCAMENTO ATRAVÉS DO USO DA TÉCNICA <i>SHARP</i> .....	32
FIGURA 11– POSSÍVEIS SITUAÇÕES DURANTE <i>TRACKING</i> DA TÉCNICA <i>FORT- TRACC</i> .....	35
FIGURA 12– ESTIMATIVA DE DESLOCAMENTO DA TÉCNICA <i>FORTTRACC</i> ..	36
FIGURA 13– ESQUEMA PARA IDENTIFICAÇÃO DE CÉLULAS NA TÉCNICA <i>TITAN</i> .....	38
FIGURA 14– MÉTODO DE <i>TRACKING</i> DA TÉCNICA <i>TITAN</i> .....	38
FIGURA 15– IMAGEM EXTERNA E INTERNA DO RADAR DOPPLER SIMEPAR EM TEIXEIRA SOARES - PR .....	43
FIGURA 16– ÁREA DE COBERTURA DO RADAR DURANTE VARREDURA VO- LUMÉTRICA. ....	43
FIGURA 17– ITERAÇÕES DO MÉTODO <i>K-MEANS</i> PARA CLUSTERIZAÇÃO DE DADOS .....	48
FIGURA 18– TRANSFORMAÇÃO MORFOLÓGICA DILATAÇÃO .....	51

FIGURA 19– TRANSFORMAÇÃO MORFOLÓGICA EROSÃO .....	52
FIGURA 20– <i>NOWCASTING</i> DE TEMPESTADES FICTÍCIAS .....	55
FIGURA 21 – AVALIAÇÃO E COMPARAÇÃO DAS PREVISÕES GERADAS PARA TEMPESTADES FICTÍCIAS .....	55
FIGURA 22– DADOS OBSERVADOS - CASO I .....	60
FIGURA 23– RESULTADO <i>K-MEANS++</i> - 05/04/13 .....	60
FIGURA 24– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 05/04/13 .....	61
FIGURA 25– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 05/04/13 .....	62
FIGURA 26– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 05/04/13 .....	62
FIGURA 27– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 05/04/13 .....	63
FIGURA 28– DADO OBSERVADO - 05/04/13 - T .....	64
FIGURA 29– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 05/04/13 - T + 15 .....	64
FIGURA 30– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 05/04/13 - T + 30 .....	65
FIGURA 31– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 05/04/13 - T + 45 .....	65
FIGURA 32– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 05/04/13 - T + 60 .....	66
FIGURA 33– DADOS OBSERVADOS - CASO II .....	67
FIGURA 34– RESULTADO <i>K-MEANS++</i> - 21/10/13 .....	67
FIGURA 35– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 21/10/13 .....	68
FIGURA 36– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 21/10/13 .....	69
FIGURA 37– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 21/10/13 .....	69
FIGURA 38– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 21/10/13 .....	70
FIGURA 39– DADO OBSERVADO - 21/10/13 - T .....	71
FIGURA 40– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 21/10/13 - T + 15 .....	71
FIGURA 41– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 21/10/13 - T + 30 .....	72
FIGURA 42– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 21/10/13 - T + 45 .....	72
FIGURA 43– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 21/10/13 - T + 60 .....	73
FIGURA 44– DADOS OBSERVADOS - CASO III .....	74

FIGURA 45– RESULTADO <i>K-MEANS++</i> - 02/12/13 .....	74
FIGURA 46– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 02/12/13 .....	75
FIGURA 47– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 02/12/13 .....	75
FIGURA 48– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 02/12/13 .....	76
FIGURA 49– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 02/12/13 .....	76
FIGURA 50– DADO OBSERVADO - 02/12/13 - T .....	77
FIGURA 51– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 02/12/13 - T + 15 .....	77
FIGURA 52– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 02/12/13 - T + 30 .....	78
FIGURA 53– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 02/12/13 - T + 45 .....	78
FIGURA 54– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 02/12/13 - T + 60 .....	79
FIGURA 55– DADOS OBSERVADOS - CASO IV .....	80
FIGURA 56– RESULTADO <i>K-MEANS++</i> - 04/03/14 .....	80
FIGURA 57– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 04/03/14 .....	81
FIGURA 58– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 04/03/14 .....	81
FIGURA 59– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 04/03/14 .....	82
FIGURA 60– PREVISÃO <i>FORTRACC</i> - 04/03/14 .....	82
FIGURA 61– DADO OBSERVADO - 04/03/14 - T .....	83
FIGURA 62– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 04/03/14 - T + 15 .....	83
FIGURA 63– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 04/03/14 - T + 30 .....	84
FIGURA 64– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 04/03/14 - T + 45 .....	84
FIGURA 65– PREVISÃO <i>XCORR</i> - 04/03/14 - T + 60 .....	85
FIGURA 66– CORRELAÇÃO PREVISÃO X DADOS - 05/04/13 - CASO I .....	87
FIGURA 67– CORRELAÇÃO PREVISÃO X DADOS - 21/10/13 - CASO II .....	88
FIGURA 68– CORRELAÇÃO PREVISÃO X DADOS - 02/12/13 - CASO III .....	88
FIGURA 69– CORRELAÇÃO PREVISÃO X DADOS - 04/03/14 - CASO IV .....	89
FIGURA 70– CORRELAÇÃO MÉDIA - PREVISÃO X DADOS OBSERVADOS ..	89



## LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– CORRELAÇÃO ENTRE PREVISÃO E DADO OBSERVADO - CASO I .....	85
TABELA 2	– CORRELAÇÃO ENTRE PREVISÃO E DADO OBSERVADO - CASO II .....	86
TABELA 3	– CORRELAÇÃO ENTRE PREVISÃO E DADO OBSERVADO - CASO III .....	86
TABELA 4	– CORRELAÇÃO ENTRE PREVISÃO E DADO OBSERVADO - CASO IV .....	86
TABELA 5	– CORRELAÇÃO ENTRE PREVISÃO E DADO OBSERVADO - MÉDIA .....	87

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>16</b>
<b>2</b>	<b>CONCEITOS METEOROLÓGICOS</b>	<b>18</b>
2.1	RADAR METEOROLÓGICO	18
2.1.1	Coleta de Dados	20
2.1.2	Tipos de Varreduras	20
2.1.3	Momentos	22
2.1.4	Equação do Radar	24
2.2	PRODUTOS GERADOS	24
2.2.1	Matriz de Máxima Refletividade	24
2.2.2	VIL - Vertically Integrated Liquid	25
2.2.3	Isotermas e Alturas	25
2.3	CONVECÇÃO ATMOSFÉRICA	26
2.3.1	Tempestades Convectivas	26
2.3.2	Deslocamento de Tempestades Convectivas	29
<b>3</b>	<b>NOWCASTING</b>	<b>30</b>
3.1	AREA TRACKER (RASTREIO DE ÁREA)	31
3.1.1	Técnicas baseadas em Correlação	31
3.2	CELL TRACKER (RASTREIO DE CÉLULAS)	33
3.3	FORTRACC - FORECASTING AND TRACKING THE EVOLUTION OF CLOUD CLUSTERS	33
3.3.1	Módulo de Identificação	34
3.3.2	Parâmetros Morfológicos	34
3.3.3	Técnica de Rastreo	34

3.3.4 Estimativas de Deslocamento .....	35
3.3.5 Ciclo de Vida .....	36
3.4 TITAN - THUNDERSTORM IDENTIFICATION, TRACKING, ANALYSIS AND NOWCASTING .....	37
3.4.1 Método de Identificação .....	37
3.4.2 Combinação de tempestades usando Otimização Combinatória .....	38
3.4.3 Método Húngaro .....	40
3.4.4 Previsão a curtíssimo prazo .....	41
<b>4 METODOLOGIA .....</b>	<b>42</b>
4.1 DADOS UTILIZADOS .....	42
4.1.1 Radar Meteorológico SIMEPAR .....	42
4.1.2 Pré-Processamento dos dados .....	44
4.1.3 Radiossondagem .....	44
4.2 TÉCNICAS DE CLUSTERIZAÇÃO .....	45
4.2.1 Métodos Hierárquicos .....	45
4.2.2 Métodos Particionadores .....	45
4.2.3 K-Means .....	46
4.2.4 Algoritmo de Lloyd .....	48
4.2.5 K-Means++ .....	49
4.3 MORFOLOGIA MATEMÁTICA .....	49
4.3.1 Dilatação .....	50
4.3.2 Erosão .....	51
4.4 AJUSTE POR ELIPSES .....	52
4.5 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS À TEMPESTADES TEÓRICAS .....	54
<b>5 APLICAÇÕES E RESULTADOS .....</b>	<b>56</b>
5.1 FORTRACC - ZMAX .....	56
5.1.1 Apresentação da Metodologia .....	56

5.2	XCORR .....	57
5.3	CLASSIFICAÇÃO DAS CÉLULAS .....	58
5.4	ESTIMATIVA DE DESLOCAMENTO .....	59
5.5	CASO I - 05/04/13 .....	59
5.5.1	Classificação das Células .....	60
5.5.2	Previsões através do ForTraCC .....	61
5.5.3	Previsões geradas por XCorr .....	63
5.6	CASO II - 21/10/13 .....	66
5.6.1	Classificação das Células de Tempestade .....	67
5.6.2	Previsões através do ForTraCC .....	68
5.6.3	Previsão geradas por XCorr .....	70
5.7	CASO III - 02/12/13 .....	73
5.7.1	Classificação das Células .....	74
5.7.2	Previsões através do ForTraCC .....	75
5.7.3	Previsões geradas por XCorr .....	76
5.8	CASO IV - 04/03/14 .....	79
5.8.1	Classificação Áreas de Tempestade Convectivas/Estratiformes .....	80
5.8.2	Previsões através do ForTraCC .....	81
5.8.3	Método XCorr .....	82
5.9	COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS .....	85
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO .....</b>	<b>90</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>92</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Prever localização e intensidade de eventos severos, principalmente aqueles com presença de granizo, fortes precipitações e ventos, tem tido cada vez mais atenção em virtude de sua grande ameaça à diversas atividades humanas, entre elas a aviação e a agricultura. Nas Regiões Sul e Sudeste do Brasil essa preocupação é maior, uma vez que são regiões com maior incidência de eventos severos (Dias (2011)).

Na tentativa de melhorar a qualidade de alertas de eventos meteorológicos severos torna-se necessário buscar técnicas de previsão rápidas e confiáveis, que podem ser conseguidas através da criação de novas metodologias ou então adaptando técnicas já conhecidas e validadas.

Neste trabalho propôs-se a comparação de técnicas de previsão à curtíssimo prazo, considerando uma técnica do tipo *Cell Tracker* e uma do tipo *Area Tracker*. Inicialmente foi feita uma adaptação da técnica *ForTraCC* para então serem utilizados dados de máxima refletividade de radar. A outra técnica foi desenvolvida baseada no uso de correlação espacial, utilizando também a separação de células de tempestade através da técnica *K-Means++*.

Como critério de comparação foi calculada a correlação entre as imagens provenientes da previsão e dos dados observados para o momento em questão. Ao final foi criado um gráfico que apresenta a variação da correlação para previsões de até 1 hora.

Os objetivos principais deste trabalho são listados a seguir:

- Adaptar a Técnica de Previsão *ForTraCC* desenvolvida inicialmente para dados de satélite para uso com dados de refletividade de radar;
- Desenvolver uma técnica baseada em correlação cruzada para realizar as previ-

sões de deslocamento de tempestades convectivas;

- Realizar uma comparação entre as duas técnicas apresentadas.

A disposição do trabalho se deu da seguinte maneira:

No Capítulo 2 é feita revisão bibliográfica sobre o funcionamento do radar meteorológico, a determinação de seus momentos (Refletividade, Velocidade Radial e Largura Espectral) e geração de produtos, além de uma pequena explicação sobre convecção atmosférica.

O Capítulo 3 apresenta as técnicas de *Nowcasting* utilizadas como base neste trabalho, além da técnica *TITAN* que apresenta rotinas utilizadas para conversão e interpolação dos dados brutos de refletividade radar.

O Capítulo 4 apresenta um estudo sobre as técnicas de clusterização *K-Means* e *K-Means++* utilizadas no processo de classificação das células em convectiva e estratiforme. Mostra também rápida revisão sobre as operações de dilatação e erosão matemáticas, além de apresentar uma técnica para ajuste de dados através de elipses.

E por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as metodologias utilizadas e os resultados de suas aplicações são então discutidos e analisados.

## 2 CONCEITOS METEOROLÓGICOS

### 2.1 RADAR METEOROLÓGICO

O radar meteorológico consiste de uma ferramenta que foi inicialmente desenvolvida para fins militares, mas que apresentou nas últimas décadas grande avanço tecnológico, tornando-se então importante para análise e acompanhamento de eventos meteorológicos. Os radares mais modernos são capazes de detectar as partículas na atmosfera e medir sua velocidade de deslocamento através do conhecido efeito Doppler.

Seu funcionamento se dá através da geração e emissão de sinais eletromagnéticos, que viajam em uma direção definida pela antena do radar. Ao atingir algum objeto, parte do sinal é refletido em direção ao radar e a partir disso determinam-se os seus momentos.

Segundo Rinehart (2004), ondas eletromagnéticas são geradas através da oscilação de campos magnético e elétrico, possuindo frequência  $f$  e comprimento  $\lambda$  que se relacionam à velocidade  $c$  através da seguinte Equação:

$$c = \lambda f \quad (1)$$

sendo  $f$  medida em  $Hz$ ,  $\lambda$  em  $m$  e  $c$  em  $m/s$ .

Os radares meteorológicos modernos são do tipo pulsado, ou seja, emitem um pulso eletromagnético e então esperam pelo eco vindo de alguma partícula presente na atmosfera. Sabendo que a propagação dos pulsos ocorre na velocidade da luz  $c$ , pode-se estimar a distância radar/objeto através do intervalo de tempo entre emissão do pulso e recepção do eco.

Sendo  $\Delta t$  o período entre a emissão de uma onda eletromagnética e a recepção de seu eco, e  $c$  a velocidade de propagação no meio, então tem-se que a distância máxima  $r_{max}$  para detecção de um alvo pelo radar é dada pela Equação 2:

$$r_{max} = \frac{c\Delta t}{2} \quad (2)$$

A emissão dos pulsos ocorre segundo a *PRF* (*Pulse Repetition Frequency*), que é a quantidade de pulsos emitidos por segundo, e portanto, o período  $\Delta t$  e a *PRF* se relacionam através da Equação 3:

$$\Delta t = \frac{1}{PRF} \quad (3)$$

Substituindo a Equação 3 na Equação 2 obtém-se que o alcance máximo  $r_{max}$ , em função da *PRF*, é dado pela Equação 4:

$$r_{max} = \frac{c}{2PRF} \quad (4)$$

Aumentando o valor da *PRF* obtém-se varreduras de radar mais rápidas, mas por outro lado, há redução no alcance do radar. Outro importante conceito relacionado à resolução do radar, é o volume do pulso, definido por metade do comprimento de pulso e pelas larguras espectrais horizontais e verticais.

Radares meteorológicos do tipo Doppler varrem a atmosfera e recuperam momentos espectrais para cada volume no espaço circundante. Na determinação desses momentos costuma-se usar sinais médios de vários pulsos, como maneira de reduzir a incerteza de cada estimativa. Nesse processo a redução da variância nas estimativas é inversamente proporcional à quantidade de amostras independentes (Walker *et al.* (1980)).



### 2.1.1 COLETA DE DADOS

Normalmente a coleta de dados de radar se dá através da rotação da antena em torno de um eixo vertical, e quando repetida para diferentes elevações gera-se o chamado volume de dados. A partir da detecção de uma determinada partícula na atmosfera, sua posição é dada pelo ponto  $(\theta, r, \phi)$ , sendo  $\theta$  o ângulo de azimuth (ângulo horizontal em relação ao Norte - Figura 1a),  $r$  a distância objeto/radar (Figura 1b) e  $\phi$  o ângulo de elevação (ângulo vertical em relação ao solo - Figura 1c).

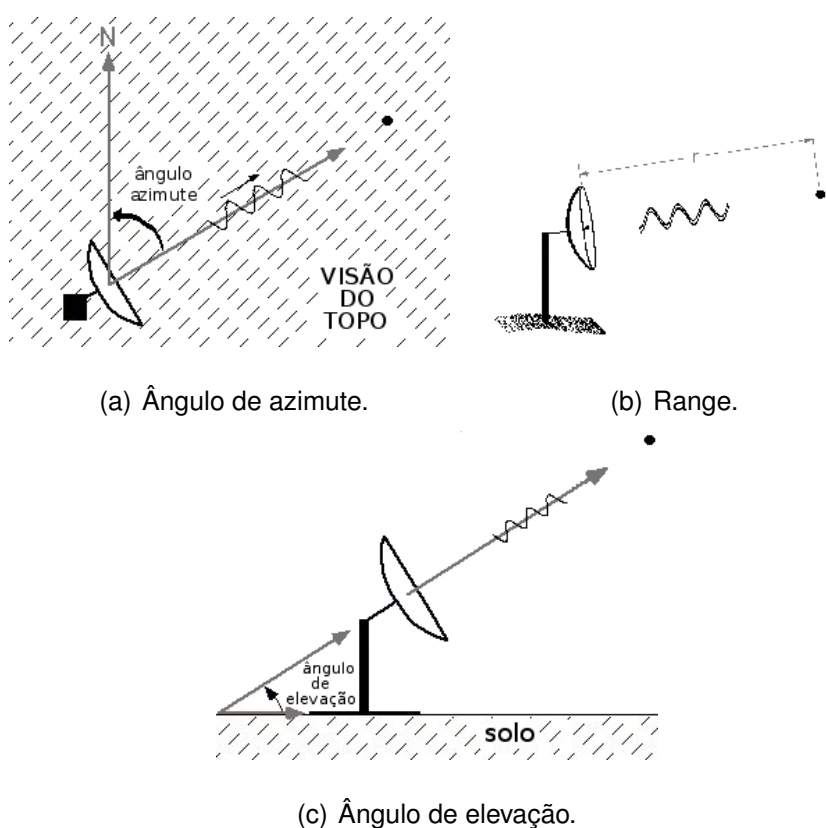


FIGURA 1: Sistema de coordenadas de dados de radar.

FONTE: (ILLINOIS, 2014).

### 2.1.2 TIPOS DE VARREDURAS

A coleta de dados pelo radar pode ser realizada através das seguintes formas: PPI e RHI, que são descritas a seguir.

#### a) RHI - Range Height Indicator

Varredura útil quando se deseja visualizar, de maneira detalhada, a estrutura vertical de uma nuvem ou sistema precipitante. Como pode ser visto na Figura 2, nesta varredura o azimuth da antena é fixado e a elevação varia entre valores próximos à  $0^\circ$  e  $90^\circ$ .

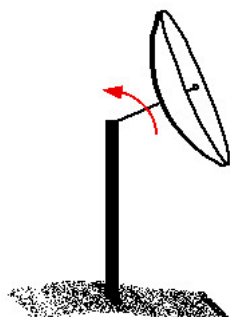


FIGURA 2: Varredura RHI, com variação no ângulo de elevação da antena representada pela seta vermelha

FONTE: (ILLINOIS, 2014)

#### **b) PPI - Plan Position Indicator**

Ecos de radar são mapeados em imagens bidimensionais, com intensidade variando em uma escala de cores. Uma vez que radares meteorológicos varrem a atmosfera em  $360^\circ$  em azimuth, os dados são então convenientemente representados de tal maneira.

Assim como exemplificado na Figura 3, nessa forma de leitura o ângulo de elevação é mantido constante e varia-se o ângulo de azimuth.

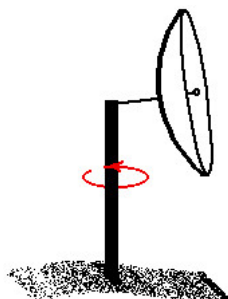


FIGURA 3: Varredura PPI, com variação no azimuth representada pela seta vermelha

FONTE: (ILLINOIS, 2014)

Apesar de possuir a vantagem de apresentar os dados da maneira como são ge-

rados, tem a desvantagem do aumento da distância em relação ao radar resultar em aumento de altura do eco retornado. Assim, para eventos meteorológicos distantes do radar, os dados gerados podem se referir apenas ao topo da nuvem.

A varredura volumétrica de radar se dá pela coleta sucessiva de PPIs, um para cada ângulo de elevação. Na Figura 4 é apresentado um esquema tridimensional formado por três ângulos de elevação diferentes.

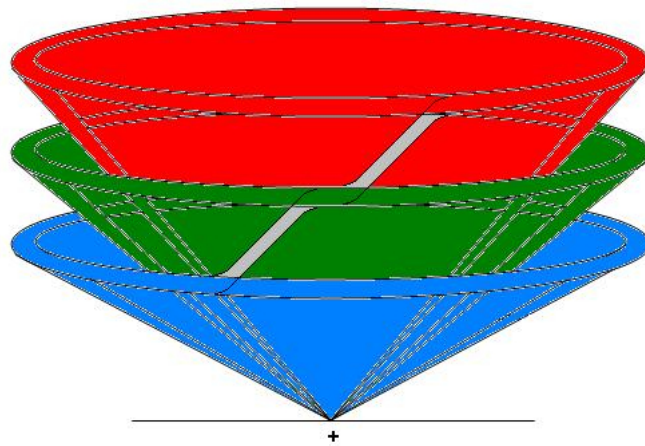


FIGURA 4: Esquema tridimensional de uma varredura volumétrica de radar.

FONTE: (SHORT, 2008)

### 2.1.3 MOMENTOS

Segundo Brangi e Chandrasekar (2004) o espectro Doppler de um eco de radar meteorológico é estimado fazendo uso de Transformada de Fourier das amostras de sinal recebidas, como visto na Equação 5:

$$\hat{S}[k] = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} V[n] e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \right|^2 \quad (5)$$

sendo  $\hat{S}[k]$  a k-ésima frequência de amostra do sinal,  $N$  o número total de amostras e  $V[N]$  uma amostra do sinal retornado.

- **Refletividade de Radar:** A refletividade de radar equivale ao momento de ordem 0 do espectro Doppler ou a média de todos os ecos que retornam ao radar, sendo

proporcional ao número de partículas presentes no volume iluminado pelo feixe, suas características e estado físico.

- **Velocidade Radial :** Após estimar o espectro Doppler do eco de radar é possível, através da Equação 6, determinar a velocidade radial das partículas atingidas pelo feixe do radar:

$$\hat{v} = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} v_k \hat{S}[k]}{\sum_{k=0}^{N-1} \hat{S}[k]}. \quad (6)$$

A partir das alterações na frequência entre o sinal emitido e o recebido após a reflexão pode-se determinar a velocidade média das partículas em relação à antena do radar.

- **Largura Espectral:** A largura espectral equivale ao desvio-padrão da velocidade radial das partículas, sendo bom indicativo de instabilidade nas nuvens. É estimada a partir do espectro Doppler através da Equação 7:

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} (v_k - \hat{v})^2 \hat{S}[k]}{\sum_{k=0}^{N-1} \hat{S}[k]}. \quad (7)$$

Na Figura 5 é possível visualizar a relação entre os momentos do radar e o espectro Doppler, sendo a Refletividade o valor da área sob o espectro, a Velocidade Radial seu valor médio e a Largura espectral equivalente a seu desvio-padrão.

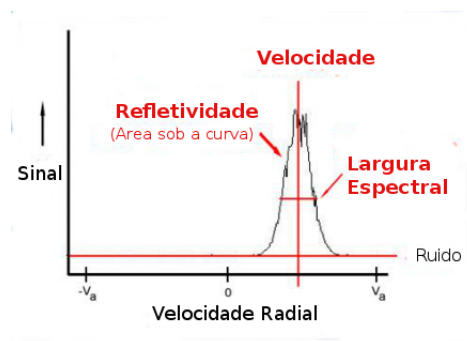


FIGURA 5: Gráfico apresentando os momentos Refletividade, Velocidade e Largura Espectral a partir do sinal retornado.

FONTE: Adaptado de (ILLINOIS, 2014)

### 2.1.4 EQUAÇÃO DO RADAR

A relação entre características do radar meteorológico, alvo e sinal retornado é dada pela Equação 8:

$$p_r = \frac{\pi^3 p_t g^2 \theta \varphi h |K|^2 \sum D_i^6}{1024 \ln(2) \lambda^2 r^2} \quad (8)$$

onde:

- $p_t$  é a potência transmitida pelo radar, em  $W$ ;
- $p_r$  é a potência média que retorna ao radar, em  $W$ ;
- $g$  é o ganho de antena, característica que mede a habilidade da antena em focar energia em um feixe;
- $\theta$  é largura horizontal do feixe, em radianos;
- $\varphi$  é largura vertical do feixe, em radianos;
- $|K|$  constante dielétrica para hidrometeoros;
- $D_i$  é o diâmetro do  $i$ -ésimo hidrometeoro;
- $\lambda$  é o comprimento de onda;
- $h$  é comprimento de pulso;
- $r$  é a distância hidrometeoro-radar.

## 2.2 PRODUTOS GERADOS

### 2.2.1 MATRIZ DE MÁXIMA REFLETIVIDADE

Matriz bi-dimensional que indica o máximo valor de refletividade em cada coluna de dados, como pode ser visto na Figura 6, na qual cada linha representa um feixe do radar e cada valor sua refletividade no ponto.

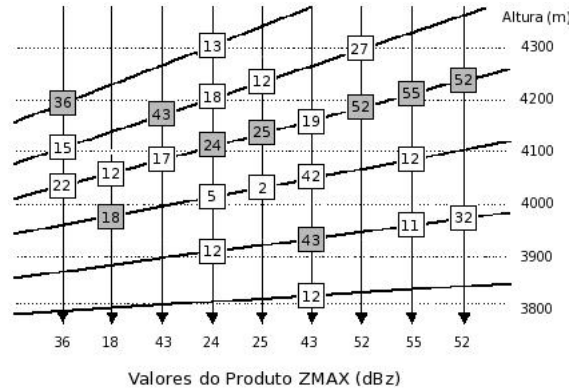


FIGURA 6: Esquema para obtenção de matriz de Máxima Refletividade

Fonte: (MASSAMBANI, 2009)

### 2.2.2 VIL - VERTICALLY INTEGRATED LIQUID

A concentração de água líquida em uma nuvem é de grande importância em estudos meteorológicos, sendo sua magnitude e distribuição espacial importantes fatores para entender a dinâmica de desenvolvimento de um sistema. Esta concentração é calculada através da Equação 9:

$$VIL = 3.44 \times 10^{-6} \int \left( \frac{z_i + z_{i+1}}{2} \right)^{\frac{4}{7}} \Delta h \quad (9)$$

onde  $z_i$  e  $z_{i+1}$  representam, respectivamente, os valores de refletividade no nível  $i$  e  $i + 1$ , e  $\Delta h$  representa a diferença de altura entre os níveis. O valor desta expressão é dado em  $kg/m^2$ .

### 2.2.3 ISOTERMAS E ALTURAS

A isoterma de  $0^\circ\text{C}$  é a superfície formada por todos os pontos nos quais a temperatura é igual a  $0^\circ\text{C}$ . É também chamado de nível de congelamento, uma vez que acima dela as temperaturas são negativas e abaixo são positivas. Para as outras isotermas utilizadas neste trabalho as temperaturas constantes consideradas são, respectivamente,  $-10^\circ\text{C}$  e  $-20^\circ\text{C}$ .

## 2.3 CONVECÇÃO ATMOSFÉRICA

A convecção é o transporte de uma propriedade física, como energia, momento ou massa, em gases ou fluídos, sendo junto à condução e radiação um mecanismo para transporte de calor latente.

### 2.3.1 TEMPESTADES CONVECTIVAS

De maneira geral, pode-se dizer que há três tipos básicos de tempestade:

- **Unicelular** : as células aparecem de maneira desorganizada, possuem desenvolvimento independente e curta duração;
- **Multi-celular** : formadas por agrupamento de células em vários estágios de desenvolvimento interagindo entre si. O fluxo de ar frio de uma célula mais velha pode desencadear o surgimento de novas células;
- **Super-celular** : formada por uma única célula, possui dinâmica que se auto-sustenta.

Segundo Byers e Jr (1949) as tempestades possuem ciclo de vida que pode ser dividido em três fases: Estágio Cumulos, Estágio Maduro e Estágio Dissipativo.

#### a) Estágio Cumulos

No primeiro estágio, a nuvem de tempestade, que é formada principalmente por correntes ascendentes, possui pequeno crescimento vertical. Após evaporação das partículas da nuvem, o ar fica mais úmido, fazendo com que a condensação ocorra em níveis cada vez mais altos e, por consequência, geram-se torres cada vez mais altas. Na Figura 7 tem-se um modelo de nuvem convectiva em seu primeiro estágio, no qual aparecem as correntes ascendentes e as torres.

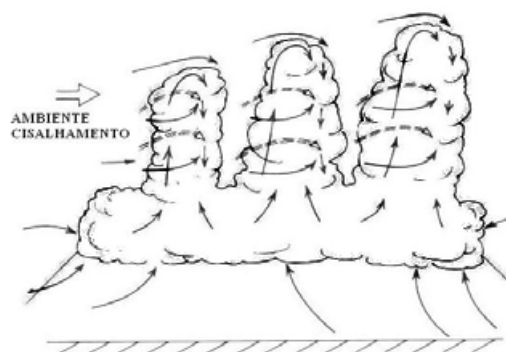


FIGURA 7: Estágio Convectivo Cumulos, com presença de correntes ascendentes e torres de nuvens

FONTE: (ILLINOIS, 2014)

### **b) Estágio Maduro**

Com o crescimento das nuvens, suas partículas também ficam maiores, até o momento em que as correntes ascendentes não conseguem mantê-las. Enquanto esse fenômeno ocorre, o ar mais seco em torno da nuvem é atraído, evaporando algumas partículas e esfriando o ar que, ao ficar mais pesado, começa a descer, iniciando então o estágio maduro.

Fortes ventos no nível mais alto da nuvem espalham cristais de gelo horizontalmente, as correntes ascendentes e descendentes atingem força máxima no meio da nuvem, gerando então turbulência. Na imagem 8 a nuvem está no estágio maduro, quando começam a surgir as correntes de ar descendentes.



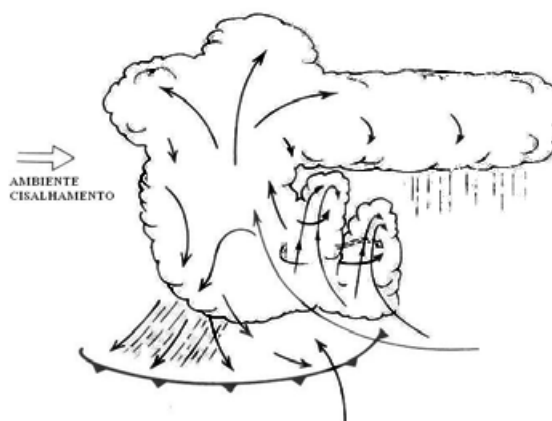


FIGURA 8: Estágio Convectivo Maduro, com presença de correntes descendentes e precipitação

FONTE: (ILLINOIS, 2014)

### c) Estágio Dissipativo

Este estágio se inicia quando as correntes descendentes privam a tempestade de ar quente e úmido. Ao atingir a superfície, as correntes descendentes podem fazer com que o ar quente e úmido se condense, podendo gerar então outra tempestade, o que pode ser visto na Figura 9.

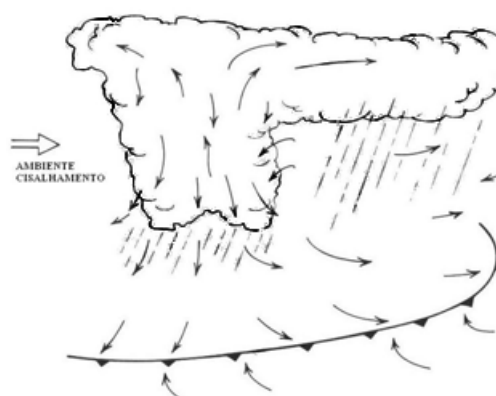


FIGURA 9: Estágio Convectivo Dissipativo, com presença significativa de correntes descendentes

FONTE: (ILLINOIS, 2014)

### 2.3.2 DESLOCAMENTO DE TEMPESTADES CONVECTIVAS

Segundo Cotton, Bryan e Heever (2010) são três os mecanismos geradores de movimento das tempestades:

- Translação ou advecção pelo vento médio;
- Propagação forçada, como resultado de mecanismos maiores em escala que a tempestade convectiva ou
- Mecanismos internos ao desenvolvimento da tempestade, entre eles as correntes ascendentes e as descendentes ou então perturbações verticais de pressão.

Esses mecanismos são independentes, ou seja, uma tempestade pode ser afetada pelos três mecanismos durante seu ciclo de vida (ZEITLER; BUNKERS, 1990).

Conhecer os mecanismos de criação e evolução de sistemas convectivos tem grande utilidade para entender o clima, além de melhorar modelos de previsão climática e técnicas para previsão a curtíssimo prazo. No Capítulo 3 é apresentada uma pequena revisão dos métodos de previsão a curtíssimo prazo utilizados neste trabalho.

### 3 NOWCASTING

De acordo com Browning (1982), *Nowcasting* é a combinação entre descrição do estado atual e extrapolação das características de uma tempestade à curtíssimo prazo. E ao pensar em técnicas de *Nowcasting* deve-se lembrar que, de acordo com Wilson *et al.* (1998), as tempestades individuais duram em média 20 minutos, se locomovem segundo o vento e podem se unir e separar durante seu ciclo de vida.

Apesar dos avanços em modelagem numérica, ainda é grande a importância de prognósticos imediatos, uma vez que os modelos não possuem grande habilidade nas primeiras horas de execução.

Algumas das ferramentas primárias utilizadas na detecção de tempestades são o radar meteorológico, o sensor de raios e o satélite, tendo o primeiro, a vantagem de possuir altas resoluções, temporal e espacial, além de permitir uma visualização 3D dos dados e assim uma melhor análise do evento meteorológico em questão.

Do ponto de vista operacional e científico, procura-se contar com procedimentos para detecção, análise e prognóstico de evolução, robustos e simples. A robustez é necessária para uma melhor análise e prognóstico dos eventos severos, enquanto a simplicidade deve estar presente para que a técnica seja rápida.

Técnicas de *Nowcasting* são geralmente divididas em três importantes módulos: identificação, rastreamento e previsão. No módulo de identificação as tempestades são detectadas em imagens sucessivas (podendo ser dados de radar ou satélite) e têm sua localização determinada, e em alguns casos outros parâmetros são definidos, entre eles seu volume e altura.

No módulo de rastreamento faz-se o rastreio da tempestade nas imagens sucessivas, gerando então seu movimento e tornando possível seu acompanhamento. Já no

módulo de previsão faz-se a extrapolação dos dados, podendo ou não levar em conta tendências de alterações na forma, volume ou intensidade da tempestade em análise.

De acordo com Tuttle e Foote (1990), apesar de estudos mostrarem que métodos baseados em extrapolação têm sua acurácia decaindo rapidamente no período de previsão entre 0 e 1 hora sob uma taxa relacionada à escala do padrão de precipitação e ao mecanismo forçante, as extrapolações de até 30 minutos levam à melhorias de avisos de advertências.

Em técnicas de *Nowcasting* baseadas em extrapolação, as células são detectadas a partir das observações, rastreadas e então extrapoladas, com base em informações anteriores. Dependendo da maneira com que são feitas, essas técnicas podem ser divididas em dois grandes grupos: *AREA TRACKER* e *CELL TRACKER*, descritos a seguir.

### 3.1 AREA TRACKER (RASTREIO DE ÁREA)

As primeiras técnicas de previsão imediata da posição das tempestades, usando dados de radares meteorológicos, foram desenvolvidas no começo dos anos 60, mediante extrapolação de ecos de radar (WILSON *et al.*, 1998).

Nestas técnicas usa-se a imagem toda para estimar o deslocamento dos ecos de radar, através do uso de reconhecimento de padrões, como visto em Austin (1985), ou correlação cruzada como visto em Rinehart e Garvey (1978) e Tuttle e Foote (1990).

#### 3.1.1 TÉCNICAS BASEADAS EM CORRELAÇÃO

Uma conhecida técnica dessa classe, *SHARP* (*Short-Term Automated Radar Prediction*) é apresentada por Austin e Bellon (1974) e Bellon e Austin (1978) e utilizada como base para definição da metodologia apresentada neste trabalho.

Nesta classe de técnicas computa-se os vetores de translação de ecos de radar observados em duas varreduras de radar consecutivas, tomadas em um intervalo de

tempo  $\Delta t$ . Cada varredura é então dividida em um número de caixas de mesmo tamanho, sendo cada uma das presentes na primeira imagem comparada à todas as possíveis presentes na segunda imagem. Calculam-se os coeficientes de correlação  $\gamma$  entre os pares de caixas possíveis, sendo o par com maior correlação usado na estimativa do deslocamento dos ecos entre as duas varreduras de radar.

Na maior parte dos casos não é necessário buscar pela máxima correlação em todo o conjunto de dados, calculando apenas para uma região circular de raio  $\rho$  em torno da caixa inicial.

$$\rho = V_{max}\Delta t, \quad (10)$$

sendo  $V_{max}$  a máxima velocidade de deslocamento esperada, determinada a partir de informações meteorológicas ou experiência anterior. Na imagem 10 são mostrados um eco de radar, a área de busca em torno de uma caixa e uma estimativa de deslocamento.

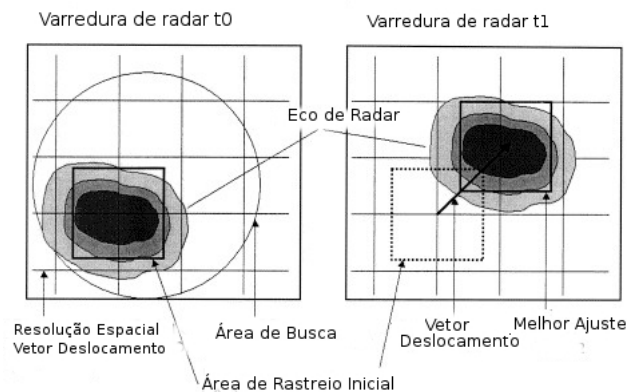


FIGURA 10: Determinação do vetor deslocamento através do uso da técnica *SHARP*

FONTE: Adaptado de (MECKLENBURG, 2000)

A magnitude da máxima correlação  $\gamma_{max}$  indica o desenvolvimento da tempestade, enquanto a translação necessária para localizar  $\gamma_{max}$  é usada para definir o vetor deslocamento médio da tempestade durante o intervalo entre as varreduras.

### 3.2 CELL TRACKER (RASTREIO DE CÉLULAS)

Quando se deseja fazer análise do movimento e evolução individuais de cada célula de tempestade se faz necessário usar técnicas de *Nowcasting* baseadas em *Cell Trackers*, que são geralmente formadas por três módulos: um para identificação, um para rastreio e outro para previsão/extrapolação dos dados.

A identificação das tempestades geralmente é feita utilizando limiares mínimos de refletividade e tamanho, o rastreamento é determinado através da sobreposição de imagens consecutivas ou usando funções custo. Por fim, as previsões são feitas por extrapolação do deslocamento das células, considerando ou não a variação em tamanho e intensidade das tempestades. Exemplos deste grupo de métodos podem ser vistos em Dixon e Wiener (1993), Johnson *et al.* (1998), Zinner, Mannstein e Tafferner (2008) e Vila *et al.* (2008).

### 3.3 FORTRACC - FORECASTING AND TRACKING THE EVOLUTION OF CLOUD CLUSTERS

Apresentada por Vila *et al.* (2008), essa técnica faz *Nowcasting* de células de tempestade, gerando sua trajetória e prevendo a evolução de suas propriedades, como posição geométrica do centro de massa, intensidade e área, entre outras.

Assim como outras técnicas de *Cell Tracking*, possui quatro módulos principais:

- um método para detecção das células de tempestade;
- um módulo para determinação de seus parâmetros morfológicos e físicos;
- uma técnica para rastreio;
- um módulo para prever a evolução de cada célula de tempestade.

### 3.3.1 MÓDULO DE IDENTIFICAÇÃO

Nessa técnica, a identificação dos agrupamentos de células se dá com base em temperatura de brilho que segundo Souza e Silva (2005), corresponde à intensidade de radiação no topo da atmosfera. Inicialmente buscam-se *pixels* que possuam valores de temperatura de brilho inferiores a certo limiar definido inicialmente. Após os *pixels* serem identificados, seleciona-se aqueles que formam uma região contígua com tamanho superior a um limiar.

A definição dos valores de limiar altera as características de cada célula, entre elas, sua posição inicial e duração média. Em Maddox (1980) os limiares escolhidos para temperatura de brilho e tamanho são, respectivamente,  $241K$  e  $100000km^2$ . Já em Torres (2003), os valores são  $218K$  e  $25000km^2$ .

Na adaptação desta técnica fez-se uso de dados de refletividade de radar e foram definidos novos limiares, que serão apresentados no Capítulo 5.

### 3.3.2 PARÂMETROS MORFOLÓGICOS

Após identificadas, cada célula recebe um número identificador, o que permite o acompanhamento de sua trajetória e desenvolvimento durante seu ciclo de vida. Alguns dos parâmetros determinados são o número de *pixels* e área, o raio efetivo, as coordenadas de centro geométrico, entre outros, que podem ser vistos em Machado e Laurent (2004).

### 3.3.3 TÉCNICA DE RASTREIO

A técnica de rastreamento de células utilizado na técnica *ForTraCC* se baseia no método de sobreposição de imagens, que assume que um *cluster* em uma imagem anterior corresponde a um *cluster* de outra imagem caso suas posições se sobrepuserem o suficiente (WILLIAMS; JR, 1987).

Ao comparar imagens sucessivas pode-se ter cinco resultados:

- **Geração Espontânea:** Ao comparar as imagens nota-se que o *cluster* presente na segunda imagem não se sobrepõe a algum *cluster* da primeira imagem;
- **Dissipação:** semelhante ao anterior, mas nesse caso não há sobreposição entre um *cluster* da primeira imagem com algum dos presentes na segunda;
- **Continuidade:** como visto na Figura 11a, um *cluster* da imagem anterior se sobrepõe a apenas um da imagem seguinte;
- **Divisão:** ocorre quando um *cluster* da primeira imagem se sobrepõe a mais de um *cluster* da imagem posterior, podendo ser visto na Figura 11b;
- **Fusão:** situação semelhante à divisão pode ser vista na Figura 11c, mas nessa situação há sobreposição entre dois *cluster* da primeira imagem e apenas um da imagem seguinte.

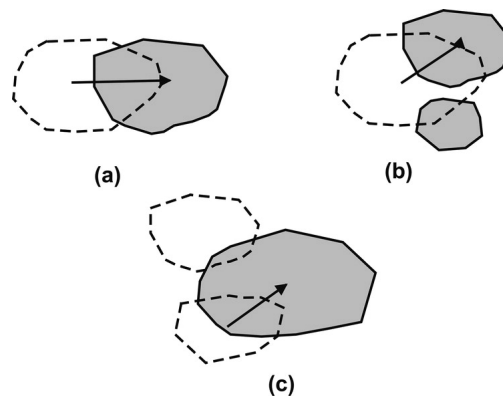


FIGURA 11: Possíveis ocorrências durante o rastreamento de *clusters*: a) Continuidade de *cluster* b) Divisão de *cluster* c) Fusão de *clusters*

FONTE: (VILA *et al.*, 2008)

### 3.3.4 ESTIMATIVAS DE DESLOCAMENTO

Considerando três imagens sucessivas em instantes  $t - 2\Delta t$ ,  $t - \Delta t$  e  $t$ , a estimativa de velocidade de deslocamento  $V(t - 1)$  é calculada a partir das posições de centro de massa nos instantes  $t - 2\Delta t$  e  $t - \Delta t$ . Assume-se então que a velocidade é constante (em intensidade e direção) e gera-se a velocidade prevista  $VP(t)$ . De maneira simultânea calcula-se a velocidade real  $V(t)$  para o período entre os instantes  $t - \Delta t$  e  $t$ . Ao



final estima-se a velocidade de deslocamento  $VE(t+1)$  através da Equação 11:

$$VE(t+1) = V(t) + D(t) = 2V(t) - VP(t) \quad (11)$$

O procedimento acima é aplicado para os casos de continuidade de um *cluster* e pode ser visualizado na Figura 12. Nos casos em que ocorre fusão ou divisão, os centros de massa levam a um cálculo errôneo de velocidade de deslocamento. Nesses casos, a velocidade de deslocamento é calculada como média ponderada do deslocamento de *clusters* vizinhos.

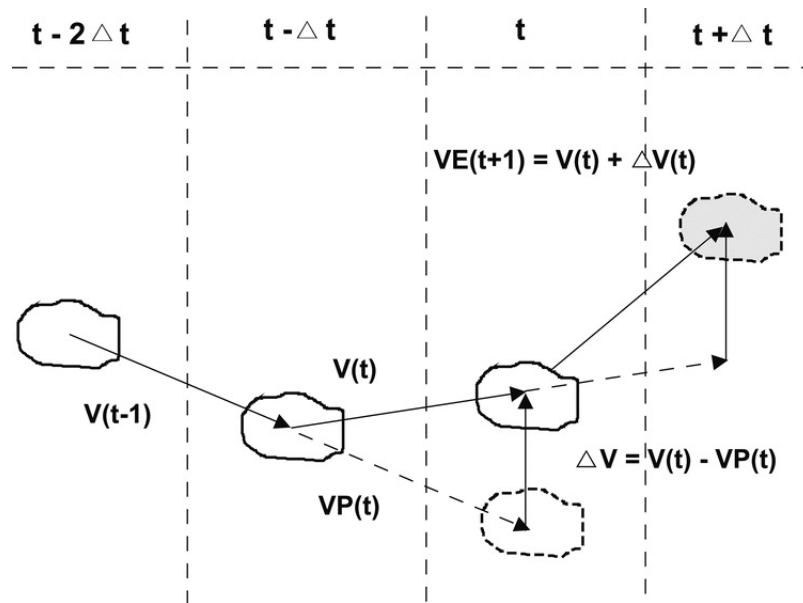


FIGURA 12: Acompanhamento de um *cluster* em três varreduras de radar seguidas para determinação do vetor deslocamento  $VE(t+1)$

FONTE: (VILA *et al.*, 2008)

### 3.3.5 CICLO DE VIDA

O ciclo de vida de cada célula de tempestade é avaliado através da análise da expansão de área normalizada, expressa pelo parâmetro  $\Delta E$ :

$$\Delta E = \frac{1}{A} \frac{\delta A}{\delta t}, \quad (12)$$

onde  $A$  corresponde à área da célula em um dado instante. Na Equação 12, valores positivos indicam expansão e negativos indicam decrescimento. A partir da estimativa

de velocidade de deslocamento e taxa de variação da área faz-se a previsão e então extrapola-se o resultado para períodos posteriores.

### 3.4 TITAN - THUNDERSTORM IDENTIFICATION, TRACKING, ANALYSIS AND NOWCASTING

Nessa técnica de *Nowcasting* as tempestades são definidas como sendo regiões tri-dimensionais com valores de refletividade acima de um dado limiar e combinadas de maneira lógica entre varreduras sucessivas de radar.

#### 3.4.1 MÉTODO DE IDENTIFICAÇÃO

O processo de identificação é feito de maneira simples, e está explicado nesse trabalho para o caso bi-dimensional, sendo facilmente extendido para o caso tri-dimensional. Os passos são os seguintes:

1. Identifica-se sequências de pontos contíguos (*runs*) em uma determinada direção, nos quais os valores de refletividade superam um determinado limiar;
2. Agrupa-se *runs* adjacentes, formando as tempestades.

Analisando a Figura 13 e seguindo os passos do algoritmo de identificação, nota-se que os *runs* de 12 a 15 formam uma célula de tempestade, valendo o mesmo para os agrupamentos 1 a 3, 5 a 7 e 8 a 10. Enquanto os *runs* 4 e 11 seriam desconsiderados em virtude de seu tamanho.

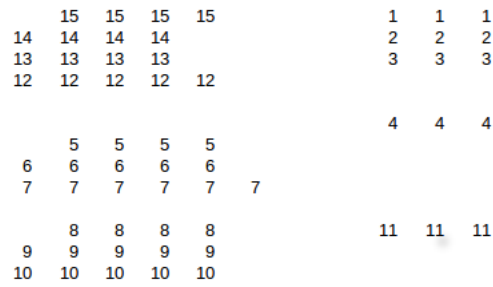


FIGURA 13: Esquema para identificação de Células na Técnica TITAN

FONTE: O autor

Para o caso de identificação tri-dimensional a busca no passo 2 se dá em duas direções.

### 3.4.2 COMBINAÇÃO DE TEMPESTADES USANDO OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA

Para facilitar o entendimento do algoritmo de rastreo utilizado pelo *TITAN* foi adicionada a seguinte Figura 14.

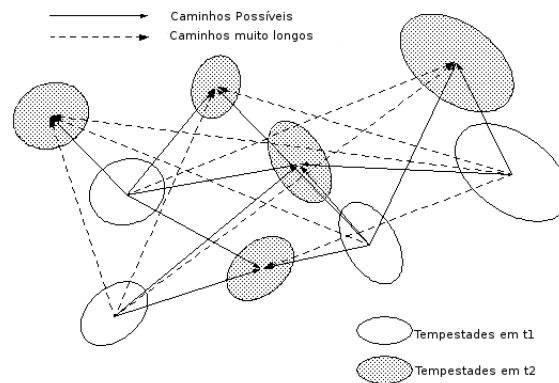


FIGURA 14: Método de *Tracking* da técnica *TITAN* - Possíveis trajetórias para tempestades nos instantes  $t_1$  e  $t_2$

FONTE: (DIXON; WIENER, 1993)

A Figura 14 apresenta tempestades em instantes  $t_1$  e  $t_2$ , sendo  $\Delta t = t_2 - t_1$  o intervalo de tempo entre duas varreduras consecutivas de radar. Na Figura também

aparecem todas as combinações possíveis de movimento que as tempestades podem executar no intervalo  $\Delta t$ . O problema então é combinar as tempestades presentes em  $t_1$  e em  $t_2$ , considerando as suposições de que o conjunto de caminhos corretos contém as trajetórias mais curtas, unindo tempestades similares (em relação a tamanho, forma, entre outras características) e limitadas superiormente por um deslocamento máximo esperado.

Com base nessas informações, a determinação do conjunto de caminhos das tempestades se dá através da resolução de um problema de otimização, buscando reduzir uma função custo. Sejam a  $i$ -ésima tempestade presente no instante  $t_1$ , com estado  $S_{1i} = (\bar{x}_{z1i}, \bar{y}_{z1i}, V_{1i})$ , e a  $j$ -ésima tempestade no instante  $t_2$  com estado  $S_{2j} = (\bar{x}_{z2j}, \bar{y}_{z2j}, V_{2j})$ . Define-se então o custo  $C_{ij}$  de alteração do estado  $S_{1i}$  ao estado  $S_{2j}$ :

$$C_{ij} = w_1 d_p + w_2 d_v \quad (13)$$

onde  $w_1$  e  $w_2$  representam ponderações e

$$d_p = [(\bar{x}_{z1i} - \bar{x}_{z2j})^2 + (\bar{y}_{z1i} - \bar{y}_{z2j})^2]^{\frac{1}{2}} \quad \text{e} \quad d_v = \|V_{1i}^{\frac{1}{3}} - V_{2j}^{\frac{1}{3}}\|. \quad (14)$$

Há restrição com relação ao deslocamento das tempestades  $d_p$ , considerando a velocidade máxima de deslocamento  $s_{max}$ :

$$d_p \leq s_{max} \Delta t \quad (15)$$

Utilizando as restrições acima descritas define-se o conjunto de soluções (trajetórias) possíveis que são representadas pelas setas, enquanto trajetórias fora do conjunto factível representadas pelas linhas tracejadas.

A solução desse problema é, a partir das trajetórias possíveis, escolher aquelas que minimizem a função objetivo

$$Q = \sum_i \sum_j C_{ij},$$

onde  $i$  se refere ao ponto de início e  $j$  ao ponto de fim, e a soma é feita para todos os

caminhos possíveis. O número de trajetórias será menor ou igual ao menor número de tempestades presentes nos instantes  $i$  e  $j$ . O método utilizado na resolução, Método Húngaro, possui implementação mostrada em Roberts (1984) e Lawler (1976).

### 3.4.3 MÉTODO HÚNGARO

O Método Húngaro é um método de otimização utilizado geralmente em problemas de designação. Sua aplicação está vinculada a criação de uma matriz de custos de dimensão  $m \times n$ , sendo  $m$  o número de tarefas e  $n$  o número de executores. Na aplicação para geração da previsão cada tempestade é designada à uma trajetória possível, de maneira a minimizar a Equação 13.

Como visto em Rodrigues, Vieira e Agustini (2005), o algoritmo do Método Húngaro pode ser escrito como:

1. Construir a matriz de custos relacionada à designação de cada tarefa a um executor;
2. Procurar o menor valor em cada linha e subtraí-lo dos outros valores da mesma linha;
3. Procurar o menor valor em cada coluna e subtraí-lo dos outros valores da mesma coluna;
4. Riscar com o menor número de linhas os valores 0 nas linhas e colunas;
5. Se o número de riscos for igual a  $n$  então chegou-se a solução ótima, caso contrário executar o passo 6;
6. Identificar o menor número entre os valores não riscados, subtraí-los dos outros números não riscados e somá-los aos riscados. Repetir os passos 2 a 4.

Estudo mais aprofundado e outras aplicações podem ser vistas em Siqueira (1999) e Siqueira (2005).

### 3.4.4 PREVISÃO A CURTÍSSIMO PRAZO

O algoritmo para previsão foi formulado com base nas suposições de que tempestades tendem a se mover em linhas retas e apresentam crescimento/decrescimento sob tendência linear.

Considerando a série temporal  $p_i$  de um dado parâmetro  $p$ , com  $i$  variando entre 0 e  $n_t - 1$ , sendo  $n_t$  a quantidade de instantes relevantes para a realização de uma previsão. Sendo  $p_0$  o valor atual do parâmetro  $p$ , e  $\frac{dp}{dt}$  sua taxa de variação estimada, então para o  $t$ -ésimo instante, tem-se:

$$p_t = p_0 + \frac{dp}{dt} \delta t \quad (16)$$

Quando se observa uma determinada tempestade pela primeira vez não há histórico de seu desenvolvimento, assim assume-se que as taxas de variação são nulas e então é feita uma *PERSISTENCE FORECAST*, na qual mantém-se constantes intensidade e área da tempestade.

A técnica de previsão *ForTraCC* é uma adaptação da técnica *SHARP*, aqui apresentadas, foram aplicadas à dados de refletividade de radar e seus resultados são apresentados no capítulo 5. No capítulo 4 é feita uma revisão da metodologia utilizada na definição do método baseado na técnica *SHARP*.

## 4 METODOLOGIA

Neste capítulo é feito um breve estudo das metodologias utilizadas no trabalho, sendo na seção 4.1 apresentados os dados utilizados e suas formas de obtenção.

Na seção 4.2 é apresentada uma breve revisão de técnicas de clusterização com ênfase para a metodologia *K-Means++*, sendo aplicado ao seu resultado o ajuste por elipses, como apresentado na seção 4.4. Durante o processo de identificação das células tempestade na técnica *ForTraCC* fez-se uso de operações de morfologia matemática, que serão brevemente descritas na seção 4.3.

### 4.1 DADOS UTILIZADOS

Nesta seção é apresentada a origem e manipulações realizadas nos dados brutos de refletividade utilizados nas técnicas de previsão e na classificação das células.

#### 4.1.1 RADAR METEOROLÓGICO SIMEPAR

Um dos radares meteorológicos operados pelo SIMEPAR está instalado no município de Teixeira Soares, sendo utilizado desde o ano de 1997 para atividades de vigilância e monitoramento de eventos severos com ocorrência no Estado do Paraná, Santa Catarina e parte do Rio Grande do Sul.

Seu sistema, da empresa EEC (*Enterprise Eletronics Corporation*), de modelo DWSR-95S, possui antena com 8.2 m diâmetro que gera feixes de ondas eletromagnéticas com abertura aproximada de  $0.95^\circ$  e monitora continuamente a atmosfera através de sequências azimutais de  $360^\circ$ . O radar é remotamente controlado em Curitiba, e através do sistema de processamento do sinal do radar é possível alterar os modos de varreduras, além de definir parâmetros como resolução espacial e temporal dos dados

e filtros utilizados.

Na Figura 15 são apresentadas a visão externa e uma ampliação da antena do radar no interior da radoma de proteção.



FIGURA 15: Imagem externa e interna do radar Doppler SIMEPAR em Teixeira Soares - Pr  
 FONTE: (BENETI, 2012)

Na imagem 16 a estrela representa a localização do radar meteorológico Doppler em Teixeira Soares, e o interior do círculo azul, de raio 200 *km*, representa a área coberta pelas ondas eletromagnéticas durante uma varredura volumétrica de radar.

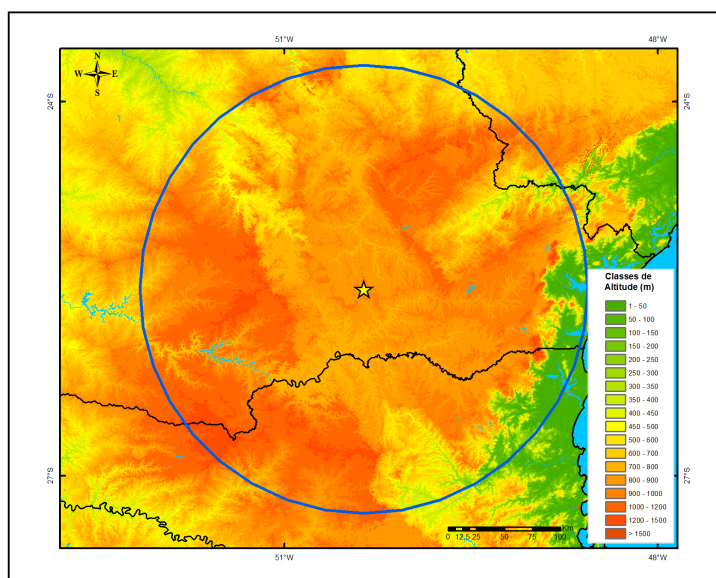


FIGURA 16: Área de cobertura do radar durante varredura volumétrica.  
 FONTE: (BENETI, 2012)



#### 4.1.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Uma vez que os dados obtidos pela utilização do radar são armazenados no sistema de coordenadas polares, foi necessário fazer uma interpolação e mudança de sistema de coordenadas, o que foi conseguido através de rotinas de manipulação de dados brutos presentes no *TITAN*.

Para aplicação da técnica *ForTraCC* foi utilizada resolução horizontal de  $1\text{ km} \times 1\text{ km}$  e vertical de  $0.5\text{ km}$ , gerando então matrizes com dimensões  $(480, 480, 30)$  e  $(400, 400, 30)$ . Após essa alteração no sistema de coordenadas dos dados de refletividade de radar, foi determinada a matriz bi-dimensional com máxima refletividade com dimensões  $(480, 480)$  e  $(400, 400)$ . Durante o processo de identificação das células de tempestade fez-se uso de operações morfológicas de dilatação e erosão matemáticas, apresentas nas seções 4.3.

Na metodologia *K-Means++* foi utilizada outra resolução, em virtude de limitações de processamento, sendo então definida uma resolução horizontal de  $2\text{ km} \times 2\text{ km}$  e vertical de  $0.5\text{ km}$ , obtendo então matrizes de dimensões  $(240, 240, 30)$  e  $(200, 200, 30)$ . Após a interpolação dos dados foi determinada a matriz de máxima refletividade, com dimensões  $(240, 240)$  e  $(200, 200)$ . Foram utilizados também dados referentes à isotermas de  $0^{\circ}\text{C}$ ,  $-10^{\circ}\text{C}$  e  $-20^{\circ}\text{C}$ , obtidos através de radiossondagens. Feita a classificação, ajustou-se as células convectivas por elipses como mostrado na seção 4.4.

#### 4.1.3 RADIOSSONDAGEM

Radiossondas são conjuntos de instrumentos e sensores usados para monitorar elementos meteorológicos (pressão atmosférica, temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho, além de direção e intensidade de vento), e que são transportados por balões desde a superfície até alturas superiores a  $16\text{ km}$ . Os dados, enviados via sinais de rádio à um receptor fixo ao solo, são úteis para pesquisas e inicialização de modelos numéricos de previsão do tempo, entre outros serviços operacionais.

## 4.2 TÉCNICAS DE CLUSTERIZAÇÃO

A análise não-supervisionada de dados usando algoritmos de clusterização, fornece uma poderosa ferramenta para exploração da estrutura dos dados. Tem como principal objetivo o agrupamento de dados através do uso de critérios de similaridade (ou dissimilaridade). Os aspectos cruciais da clusterização de dados são a representação dos padrões e uma medida de similaridade, sendo mais comum usar a distância euclidiana.

Conforme Farley e Raftery (1998), as técnicas de clusterização são divididas em duas grandes classes: Métodos Hierárquicos e Métodos Particionadores.

### 4.2.1 MÉTODOS HIERÁRQUICOS

Nesses métodos a geração de *clusters* se dá através do particionamento recursivo das instâncias. Podem ser sub-divididos nas sub-classes:

- **Aglomerativos:** cada padrão de entrada representa, inicialmente, um agrupamento que então são sucessivamente unidos até chegar à estrutura desejada;
- **Divisivos:** todos os dados de entrada formam, inicialmente, um mesmo *cluster*, que então é dividido até atingir a estruturação desejada.

### 4.2.2 MÉTODOS PARTICIONADORES

Nessa metodologia há realocação dos dados de um *cluster* a outro, a partir de uma partição inicial. O mais simples desses métodos é *K-Means*, sendo utilizado para classificação de tipos de células em Oliveira (2014) e Damian (2011), entre outras aplicações similares.

### 4.2.3 K-MEANS

Método Particionador da Análise de *Clusters* utilizado para classificar dados em grupos considerando, geralmente, como medida de similaridade a distância Euclidiana.

Se  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  é o conjunto formado por  $n$  dados, então o problema de clusterização é separá-lo em  $k$  agrupamentos  $C = \{C_1, \dots, C_k\}$ , tal que pontos de mesmo grupo são mais semelhantes que pontos pertencentes a grupos diferentes. Além disso, a solução  $C$  deve ser tal que satisfaça os critérios (RODRIGUES, 2009):

$$\bigcup_{i=1}^k C_i = X \quad (17)$$

$$C_i \neq \emptyset \quad (18)$$

$$C_i \cap C_j = \emptyset \quad i, j = 1, \dots, k \quad \text{com} \quad i \neq j \quad (19)$$

A condição 17 faz com que todo o conjunto  $X$  seja separado em  $k$  agrupamentos, na condição 18 é forçado que cada agrupamento tenha ao menos um elemento do conjunto de dados. Na condição 19 nota-se que nenhum dado pode pertencer a mais de um agrupamento. Com base nessas condições pode-se afirmar que:

- Haverá sempre  $k$  agrupamentos;
- Em cada agrupamento haverá ao menos um padrão;
- Por ser um método não-hierárquico não há sobreposição de agrupamentos;

Segundo Hair *et al.* (2009) o principal objetivo da análise de agrupamentos é definir a estrutura dos dados, o que pode ser conseguido tratando as questões:

- Inicialmente deve-se escolher o número  $k$  de agrupamentos desejados;

- Também é necessário definir uma medida de similaridade para os dados que se deseja agrupar;
- Após escolhida a função de similaridade é possível determinar os agrupamentos, colocando os mais semelhantes em um mesmo grupo.

Seu algoritmo pode ser resumido aos seguintes passos:

1. Escolher  $k$  centróides iniciais;
2. Atribuir cada dado  $X_i$  ao centróide mais próximo;
3. Atualizar os centróides através do cálculo da média de todos os pontos pertencentes aos agrupamentos;
4. Repetir os passos 2 e 3 até atingir a estabilização dos centróides.

Na Figura 17 está exemplificada a execução do método *K-Means* para agrupamentos de dados em dois *clusters*. Os dados são apresentados em verde em (a), com os dois centróides inicializados aleatoriamente representados por um X vermelho e outro azul. Em (b) ocorre a primeira aplicação de cada dado ao método e sua atribuição ao centróide mais próximo, que se repete até que ocorra convergência, ou seja, as alterações nos centróides causadas por atribuições não sejam mais relevantes. Em (i) é apresentado o resultado final, com os dados clusterizados em vermelho e em azul.

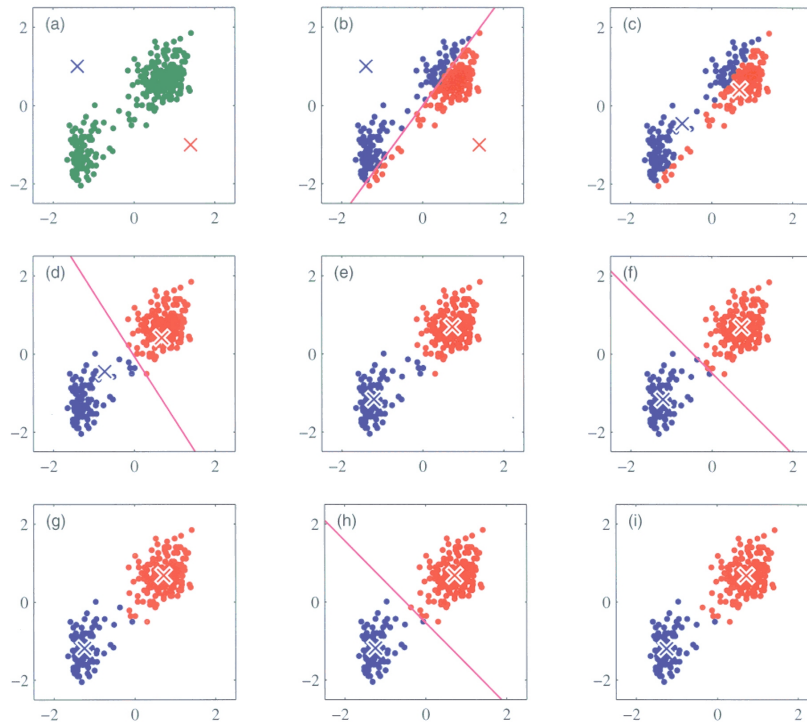


FIGURA 17: Iterações do método *K-Means* para clusterização de dados em dois grupos

FONTE: (DAMIAN, 2011)

#### 4.2.4 ALGORITMO DE LLOYD

A clássica heurística de otimização utilizada na solução do *K-Means*, mostrada em Lloyd (1982), é resumida aqui.

Sendo  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  um conjunto finito de dados, sendo cada um representado por um vetor  $v_x \in \mathbb{R}^n$ . Sejam também uma partição  $C = \{c_1, \dots, c_k\}$  de  $X$  em  $k$  conjuntos disjuntos e não-vazios e  $n(c)$  o número de dados pertencentes ao *cluster*  $c$ .

A medida de qualidade da partição gerada pelo método *K-Means*, como visto em Macqueen (1967), é dada por:

$$D(C) = \frac{1}{n} \sum_c \sum_{x \in C} d(v_x, v_c) \quad (20)$$

$$v_c = \frac{1}{n(c)} \sum_{x \in C} v_x \quad (21)$$

sendo  $d(\cdot, \cdot)$  uma medida de distorção não-negativa pré-definida, sendo mais comumente utilizada a distância Euclidiana.

Este algoritmo possui dois passos, um para atribuição e outro para atualização. Durante o passo de atribuição cada item é designado ao *cluster* mais próximo. No passo de atualização, cada centróide possui seu valor atualizado através da Equação 21. Uma importante característica do algoritmo de Lloyd é o fato de todas as atribuições serem feitas antes do processo de atualização dos centróides.

#### 4.2.5 K-MEANS++

Nessa metodologia, a escolha dos centróides não se dá de maneira randômica, fazendo com que a aplicação do *K-Means++* para um mesmo conjunto de dados resulte em mesmos agrupamentos.

Sendo  $D(x)$  a menor distância de um ponto a qualquer centro já escolhido, o algoritmo é mostrado pelos passos abaixo:

1. Inicialmente escolha um centro  $c_1$  de maneira uniformemente randômica no conjunto de dados  $X$ ;
2. Defina um novo centróide  $c_i$ , escolhendo  $x \in X$  com probabilidade

$$\frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2}$$

3. Repita o passo anterior até que sejam escolhidos os  $k$  centros iniciais;
4. Execute o método *K-Means* normalmente.

### 4.3 MORFOLOGIA MATEMÁTICA

A simples utilização de limiares para identificação de células de tempestade raramente é suficiente, pois as células geradas podem ser irregulares e formadas por

um número de pequenos agrupamentos. Dessa maneira se faz necessária a utilização de um método de pré-processamento das imagens. Neste trabalho fez-se uso de Morfologia Matemática, uma ferramenta utilizada para grande número de aplicações. Podendo ser utilizada para as seguintes propostas (SONKA; BOYLE, 2007):

- Pré-processamento de imagens, como filtro de ruído e suavização da imagem;
- Melhoria da estrutura do objeto em estudo, através de afinamentos, espessamentos e simplificações de formas;
- Separação entre objeto e fundo de imagem;
- Cálculo de área e perímetro, por exemplo.

Transformações morfológicas são definidas pela relação entre um conjunto de pontos  $A$  (imagem, por exemplo) e outro conjunto menor  $B$ , chamado de elemento estrutura. Além da erosão e dilatação matemática, que aqui serão apresentadas, existem outros operadores morfológicos, entre elas abertura, fechamento, afinamento e espessamento.

#### 4.3.1 DILATAÇÃO

A dilatação consiste de uma operação morfológica que faz com que objetos binários em uma imagem fiquem mais espessos, de acordo com o elemento estrutura. Matematicamente a dilatação de uma imagem  $A$  pelo elemento estrutura  $B$  é definida como (GONZALEZ; WOODS, 2001) :

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (22)$$

onde

$$\hat{B} = \{w | w = -b, \forall b \in B\} \quad (23)$$

e  $(\hat{B})_z$  é a translação do conjunto  $B$ .

Na Figura 18b é apresentado o resultado de um operador morfológico, obtido pela substituição de cada *pixel* válido na imagem 18a pelo elemento estrutura apresentado na Figura 18c.

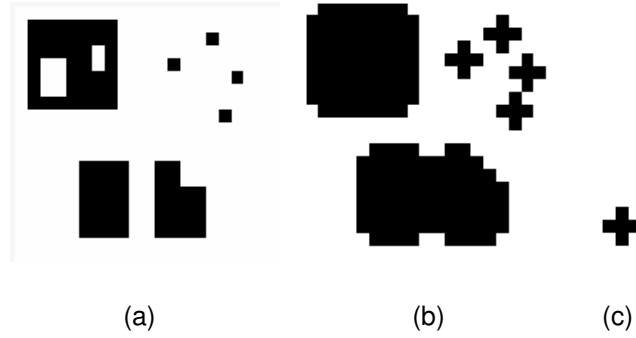


FIGURA 18: Transformação morfológica dilatação.

FONTE: Adaptado de (MATTA, 1998).

A aplicação da dilatação matemática à identificação de células convectivas pode ser usada para unir células próximas, pequenos grupos em entidades maiores, eliminar pequenos buracos e homogeneizar áreas irregulares.

O uso da dilatação aumenta o tamanho das células, o que pode causar problemas com relação a ruídos. Dessa maneira se faz necessário aplicar a operação morfológica erosão.

#### 4.3.2 EROSÃO

Contrária à dilatação, a erosão reduz o tamanho do objeto e pode ser definida matematicamente como:

$$A \ominus B = \{z | (\hat{B}_z) \subseteq A\} \quad (24)$$

Na Figura 19b é apresentado o resultado do operador erosão, formada pelos *pixels* tais que quando substituídos pelo elemento estrutura apresentado em 19c seja gerada a imagem 19a.



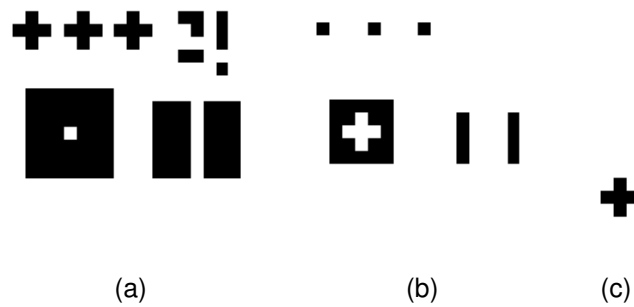


FIGURA 19: Transformação morfológica erosão.

FONTE: Adaptado de (MATTA, 1998).

Isso significa que a erosão extrai o conjunto de pontos  $z$  de  $A$  tal que  $B$ , translado por  $z$ , é totalmente contido em  $A$ . Na região da borda de  $A$ , o elemento estrutura  $B$  é apenas parcialmente contido em  $A$ , e portanto o tamanho de  $A$  se reduz.

#### 4.4 AJUSTE POR ELIPSES

O ajuste dos *clusters* por elipses foi feito com base em Wijewickrema e Paplinski (2005), dessa maneira suponha uma tempestade definida através de  $n$  pares  $(x_i, y_i)$ , então seu centro de massa  $(\bar{x}, \bar{y})$  é calculado como:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{e} \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (25)$$

Utilizando o centro de massa da tempestade pode-se estimar sua matriz de covariância:

$$cov_{x,y} = \begin{bmatrix} d & e \\ e & f \end{bmatrix} \quad (26)$$

sendo:

$$d = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (27)$$

$$e = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (28)$$

$$f = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (29)$$

O principal componente do ajuste por elipses é o cálculo dos autovalores e autovetores da matriz de covariância. Sejam  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  os autovalores, com  $\lambda_1 > \lambda_2$ . O autovetor normalizado  $(\mu, \nu)$  associado ao autovalor  $\lambda_1$  é obtido através das Equações:

$$\nu = \left[ \frac{1}{1+g^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{e} \quad \mu = -g\nu \quad (30)$$

sendo:

$$g = \frac{f+e+\lambda_1}{d+e-\lambda_1} \quad (31)$$

Utilizando as coordenadas do autovetor determina-se o ângulo  $\theta$  entre o maior eixo da elipse e o eixo  $x$ :

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{\nu}{\mu} \right) \quad (32)$$

Com base nas informações determinadas, pode-se então calcular os eixos maior e menor da elipse através das Equações:

$$r_{menor} = \lambda_2^{\frac{1}{2}} \left( \frac{A}{\pi \lambda_1^{\frac{1}{2}} \lambda_2^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (33)$$

$$r_{maior} = \lambda_1^{\frac{1}{2}} \left( \frac{A}{\pi \lambda_1^{\frac{1}{2}} \lambda_2^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (34)$$

sendo  $A$  a área ocupada pela elipse, obtida através da Equação 35.

$$A = n \, dx \, dy \quad (35)$$

onde  $n$  é o número de pontos pertencentes ao conjunto de dados, e  $dx$  e  $dy$  a resolução da matriz de dados.

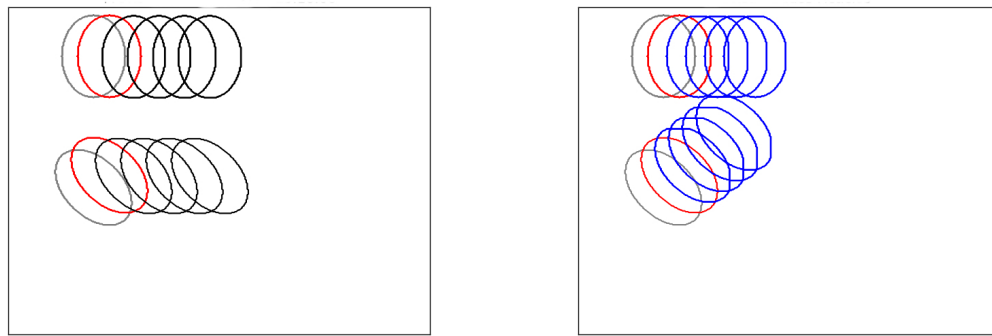
Na seção 4.5 mostra-se o resultado das aplicações das técnicas *ForTraCC* e *XCorr* à tempestades fictícias.

#### 4.5 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS À TEMPESTADES TEÓRICAS

Para um melhor entendimento das técnicas de previsão utilizadas neste trabalho foram criadas tempestades fictícias, ajustadas por elipses com raio maior igual a 50 *km* e velocidades de deslocamento iguais a 60 *km/h*, mas diferentes em direção. Enquanto uma tempestade se movia em direção ao leste, outra se move em direção ao sudeste.

Na Figura 20a é mostrado o resultado da técnica baseada em correlação espacial, sendo apresentado em cinza a última elipse utilizada na geração da previsão, em vermelho a primeira previsão e em preto suas extrapolações. Como era de se esperar nota-se que a previsão foi feita com base em um deslocamento único aplicado à toda a imagem, sendo nesse caso em direção à leste. Uma vez que há presença de mais de uma tempestade na imagem, o decaimento da correlação entre os dados e as previsões é rápido, o que pode ser visualizado na Figura 21.

Na Figura 20b o resultado apresentado se refere à técnica *ForTraCC*, sendo mostrado em azul as extrapolações da previsão gerada. Nesta técnica cada tempestade é considerada individualmente, assim a previsão é baseada nos deslocamentos anteriores de cada uma delas, o que leva a melhores resultados, como mostrado na Figura 21.

(a) Previsão Fictícia pela técnica *XCorr*(b) Previsão Fictícia pela técnica *ForTraCC*FIGURA 20: Previsão de Tempestades Fictícias por Técnica *ForTraCC* e outra baseada em Correlação Espacial

FONTE: O Autor

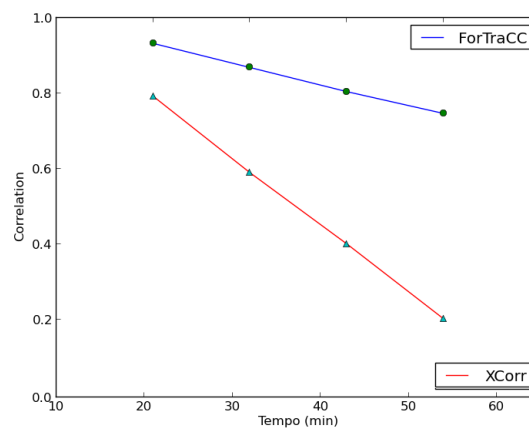


FIGURA 21: Avaliação e comparação das previsões geradas para tempestades fictícias

FONTE: O Autor

No capítulo 5 é mostrada a aplicação dos métodos apresentados nos capítulos 2, 3 e 4, apresentando também os resultados e suas análises.

## 5 APLICAÇÕES E RESULTADOS

Nesse trabalho fez-se comparação entre a técnica de *Nowcasting ForTraCC* e a técnica *XCorr*, derivada da técnica *SHARP* e baseada no cálculo de correlação espacial. Na geração das previsões utilizou-se dados de refletividade máxima de radar, obtidos a partir de varreduras volumétricas com alcances de  $200km$  para o primeiro caso e  $240km$  para os casos seguintes.

### 5.1 FORTRACC - ZMAX

A principal alteração realizada na metodologia *ForTraCC* ocorreu no tocante aos dados utilizados para realizar as previsões. Enquanto na versão original são utilizados dados de temperatura de brilho, advindos de satélites, neste trabalho optou-se pelo uso de matrizes de dados de refletividade máxima de radar em sistema cartesiano de coordenadas.

A Técnica *ForTraCC*, originalmente escrita em Fortran, foi então reescrita em linguagem de programação Python fazendo uso da biblioteca Numpy, fato que contribuiu para reduções no número de linhas e tempo de execução e melhoria na organização do código, características importantes quando se deseja gerar rotinas operacionais de *Nowcasting*.

#### 5.1.1 APRESENTAÇÃO DA METODOLOGIA

Nas matrizes de refletividade máxima, referentes a três varreduras consecutivas de radar, buscou-se pixels com refletividade entre os limiares  $Z_{min} = 30$  dBZ e  $Z_{max} = 60$  dBZ, numerando com 1 aqueles que satisfazem esse critério. Após essa primeira etapa fez-se uso de operações de morfologia matemática, dilatação para suavização

e união de agrupamentos próximos o suficiente, e erosão para que os ruídos não fossem superestimados.

Após o processo de definição cada célula recebeu um número de identificação, o que permitiu acompanhamento de sua evolução e determinação de seus parâmetros morfológicos, entre eles a área ocupada e seu centro de massa. Células com área superior ao limiar de  $60km^2$  foram utilizadas na previsão, enquanto as que apresentaram áreas inferiores foram desconsideradas.

A partir de seu número de identificação cada célula teve seu comportamento avaliado nas três varreduras de radar consecutivas, sendo determinadas suas variações em área e intensidade, além de rastrear seu trajeto anterior. Conhecendo essas informações foi então possível realizar as previsões e sua extrapolação.

## 5.2 XCORR

Técnicas baseadas em correlação espacial são bem conhecidas e seguem sendo utilizadas pelo fato de serem metodologia de fácil entendimento e implementação, apesar de apresentarem um decaimento mais rápido quando comparadas à outras técnicas.

Sabendo que as porções convectivas e estratiformes presentes em um sistema precipitante apresentam características distintas no que se refere à intensidade e área ocupada, é importante saber diferenciá-las de maneira objetiva. Tendo em vista também que células convectivas apresentam maior intensidade e possibilidade de ocorrência de raios, rajadas de vento e granizo, neste trabalho as previsões realizadas pela técnica *XCorr* foram geradas considerando apenas as porções convectivas. A classificação das células foi feita pela utilização da metodologia *K-Means++*, usando as variáveis listadas na próxima seção.

### 5.3 CLASSIFICAÇÃO DAS CÉLULAS

Baseado em trabalhos apresentados por Oliveira (2014), Damian (2011), Pope, Jakob e Reeder (2009) e Caine *et al.* (2009), utilizou-se a técnica *K-Means* para realizar a classificação das precipitações em convectiva ou estratiforme.

Utilizou-se nessa técnica as variáveis:

- matriz de refletividade máxima;
- altura de máxima refletividade;
- valores de refletividade à altura das isothermas de  $0^{\circ}\text{C}$ ,  $-10^{\circ}\text{C}$  e  $-20^{\circ}\text{C}$ , com base em Beneti (2012);
- VIL calculado entre base e isoterma de  $0^{\circ}\text{C}$  e entre a isoterma de  $0^{\circ}\text{C}$  e o topo da célula;
- menor altura para a qual o valor de refletividade está acima ou igual aos valores de 30 e 45 *dBZ*.

Os dados de refletividade utilizados para classificar as células em convectiva e estratiforme, passaram por um processo de eliminação de ruídos através da desconsideração de pixels que apresentavam refletividade inferior a 15 *dBZ*, substituindo-os por 0 *dBZ*.

No processo de classificação utilizou-se o método *K-Means++*, pertencente à biblioteca *sklearn.cluster* da linguagem Python, utilizando como entrada uma matriz de dimensão (8,40000) para o caso I e (8,57600) para os outros casos em estudo, sendo cada linha referente a uma variável considerada no estudo.

Após realizar a classificação das células desconsiderou-se os dados referentes às células estratiformes, sendo a porção convectiva ajustada por elipses, que também foram eliminadas caso tivessem raio maior inferior a 30 km.

## 5.4 ESTIMATIVA DE DESLOCAMENTO

As previsões foram feitas utilizando dados de refletividade máxima de três varreduras consecutivas de radar, sendo determinado o centro de massa de cada célula ajustada por elipse. A estimativa do vetor deslocamento utilizado para gerar a previsão e extrapolações foi tomada como :

$$deslocamento = \frac{deslocamento_0 + deslocamento_1}{2} \quad (36)$$

sendo  $deslocamento_0$  a estimativa gerada através da correlação da primeira e segunda imagens, e  $deslocamento_1$  a estimativa de deslocamento considerando o segundo e terceiro arquivos de dados.

A matriz de dados de máxima refletividade, referente a terceira varredura de radar, foi então deslocada na direção e módulo da estimativa de  $deslocamento$ , desconsiderando ocorrência de variações em área e intensidade das células.

Para aplicação das metodologias foram escolhidos quatro casos significativos sendo apresentados, aplicados e tendo seus resultados analisados nas seções 5.5, 5.6, 5.7 e 5.8.

## 5.5 CASO I - 05/04/13

Uma frente fria avançou em direção à região Sudeste do país e manteve regiões de instabilidade no Norte Pioneiro, além de causar muita chuva durante a madrugada no Estado do Paraná.

Nas imagens a seguir são apresentados dados de refletividade máxima observados durante o caso I, enquanto a Figura 22a é referente à última varredura utilizada na aplicação das técnicas de previsão, na Figura 22b apresentam-se dados do instante T+60.



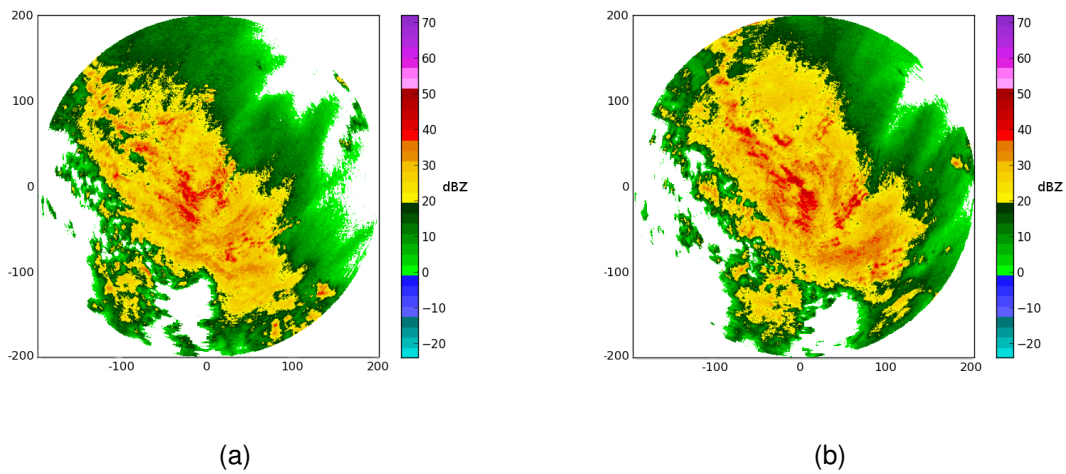
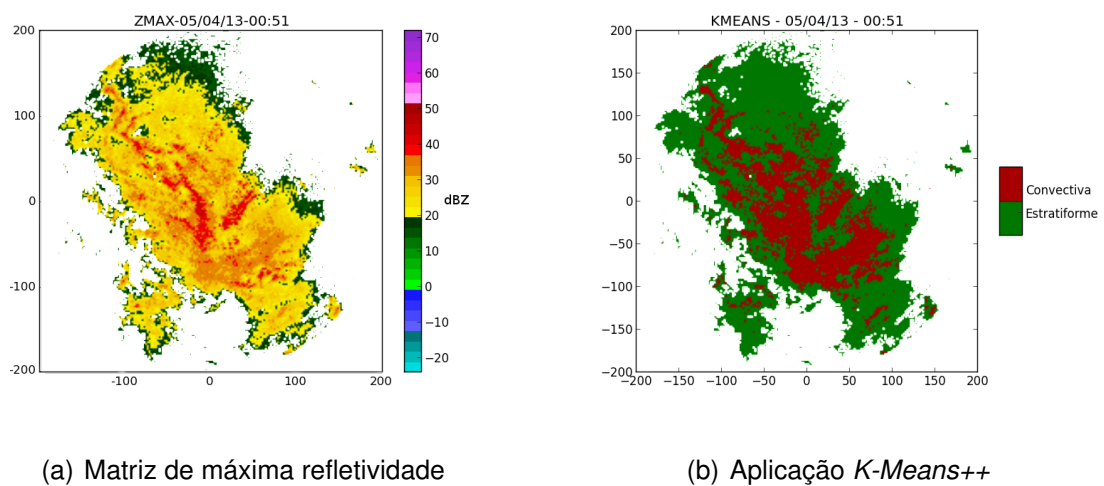


FIGURA 22: Dados Observados - CASO I

FONTE: O Autor.

### 5.5.1 CLASSIFICAÇÃO DAS CÉLULAS

Na Figura 23a apresenta-se dados de máxima refletividade aplicados à técnica *K-Means++*, afim de classificá-los em células convectivas ou estratiformes (imagem 23b).

FIGURA 23: Resultado *K-Means++* - 05/04/13

FONTE: O Autor.

As imagens apresentam as previsões em tons de cinza, e os dados observados em vermelho, sendo  $T + 15$  o instante de primeira previsão, e  $T + 30$ ,  $T + 45$  e  $T + 60$

as suas extrapolações.

### 5.5.2 PREVISÕES ATRAVÉS DO FORTRACC

Nas imagens 24a, 25a, 26a e 27a nota-se presença de células de tempestade não detectadas pela previsão, o que pode ser explicado pelo fato de que para identificação de tempestades foram definidos limiares de refletividade e de área. Nota-se também que entre as imagens 24a e a imagem 25a houve crescimento das células não detectadas, o que sugere que houve aumento na refletividade e por consequência, aumento na área ocupada.

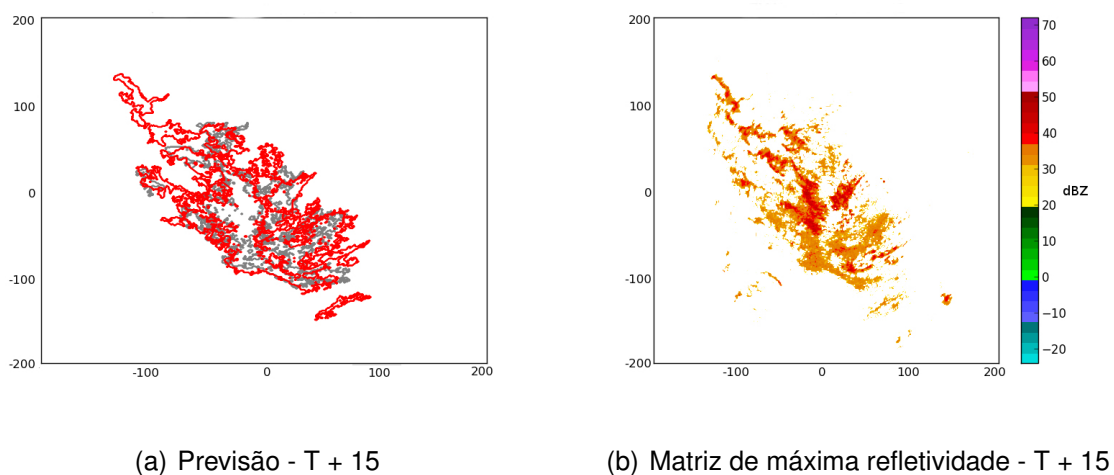
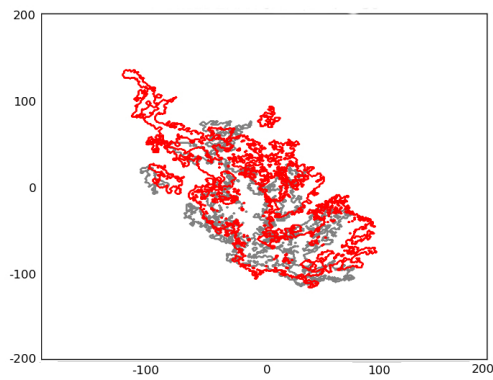
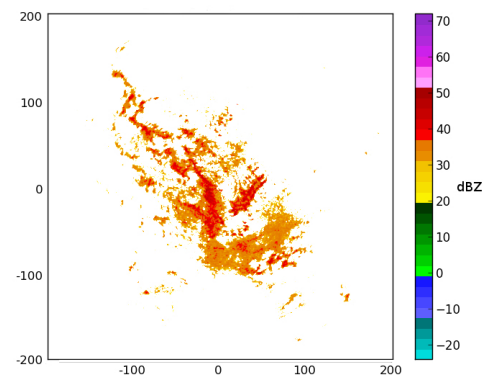


FIGURA 24: Previsão *ForTraCC* - 05/04/13

FONTE: O Autor.



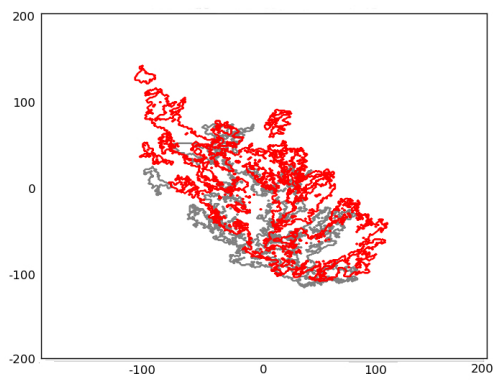
(a) Previsão - T + 30



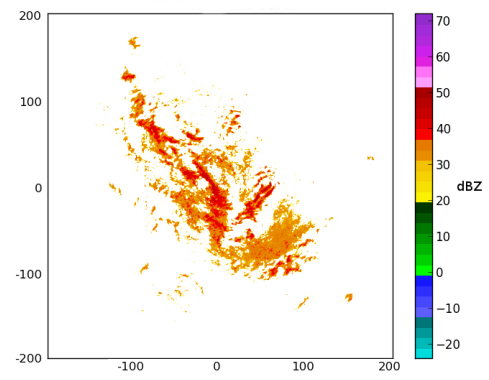
(b) Matriz de máxima refletividade - T + 30

FIGURA 25: Previsão *ForTraCC* - 05/04/13

FONTE: O Autor.



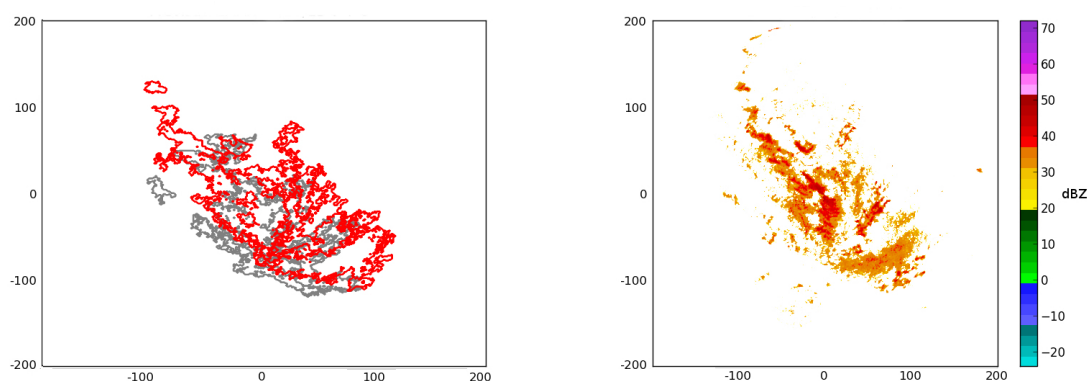
(a) Previsão - T + 45



(b) Matriz de máxima refletividade - T + 45

FIGURA 26: Previsão *ForTraCC* - 05/04/13

FONTE: O Autor.

(a) Previsão -  $T + 60$ (b) Matriz de máxima refletividade -  $T + 60$ FIGURA 27: Previsão *ForTraCC* - 05/04/13

FONTE: O Autor.

### 5.5.3 PREVISÕES GERADAS POR XCORR

As imagens apresentadas a seguir apresentam as previsões em tons de cinza, e os dados observados em vermelho, sendo  $T + 15$  o instante de primeira previsão, e  $T + 30$ ,  $T + 45$  e  $T + 60$  as suas extrapolações, além dos valores de refletividade observados para cada instante.

Por se tratar de uma técnica do tipo *Area Tracker* nota-se que as duas elipses da previsão são consideradas como tendo mesma velocidade (direção e intensidade) de deslocamento. Na Figura 28, referente ao instante  $T$ , nota-se que foram detectadas duas elipses separadas que na imagem 29 sofrem fusão, mas pelo deslocamento não ser detectado para cada célula separadamente isso não é detectado. Nas imagens 29, 30, 31 e 32 também é notada uma variação no desenvolvimento das células de tempestade, fato que gera, em parte, seu deslocamento.

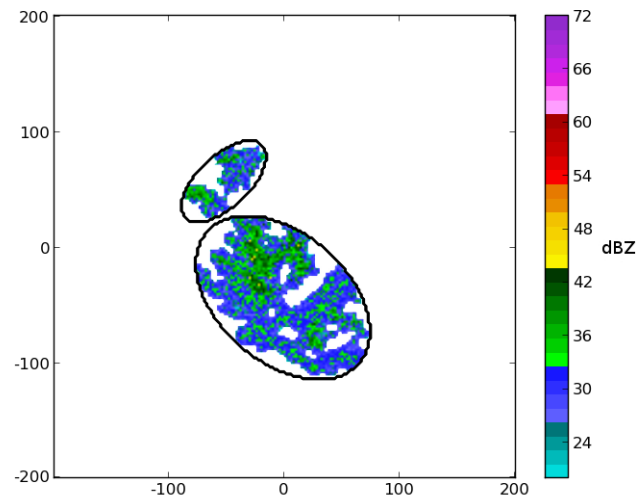


FIGURA 28: Dado Observado - 05/04/13 - T

FONTE: O Autor

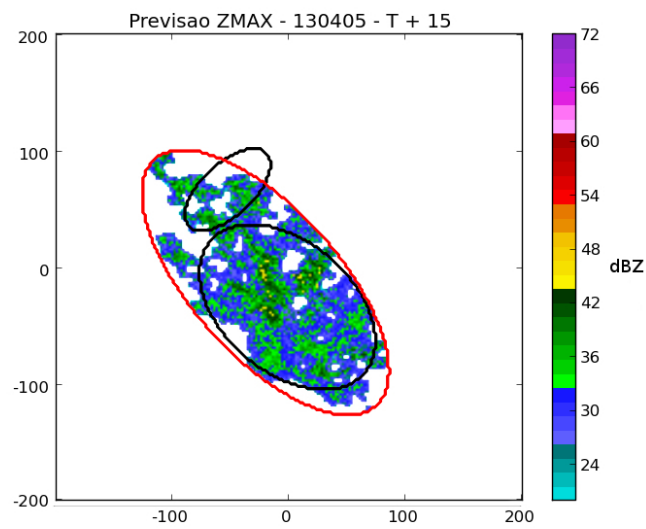


FIGURA 29: Previsão XCorr - 05/04/13 - T + 15

FONTE: O Autor

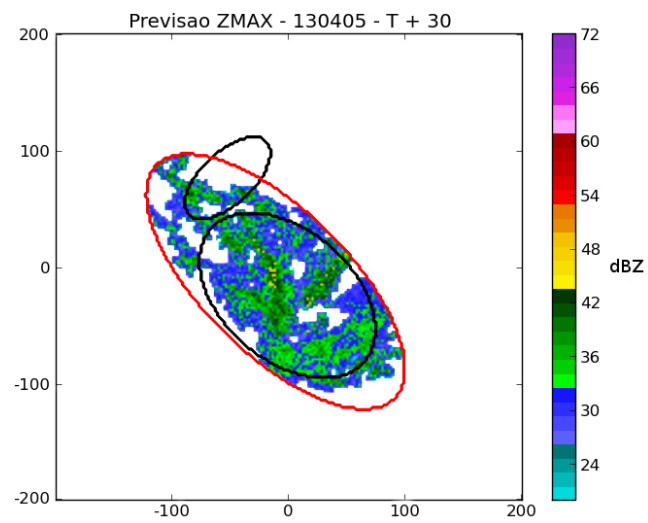


FIGURA 30: Previsão *XCorr* - 05/04/13 - T + 30

FONTE: O Autor

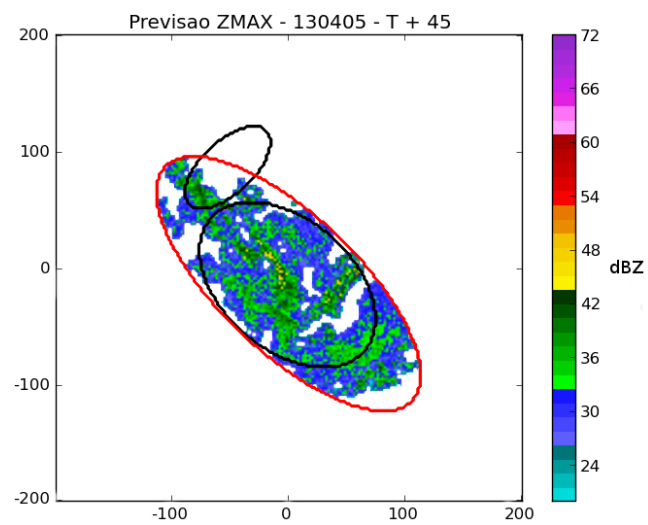


FIGURA 31: Previsão *XCorr* - 05/04/13 - T + 45

FONTE: O Autor

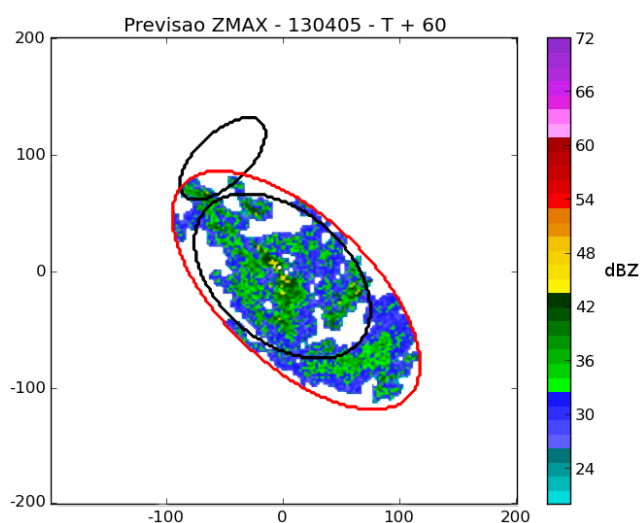


FIGURA 32: Previsão XCorr - 05/04/13 - T + 60

FONTE: O Autor

## 5.6 CASO II - 21/10/13

O avanço de uma frente fria em um ambiente quente e abafado aumentou as condições de ocorrência de temporais associados a ventos fortes, chuvas intensas e precipitações com granizo, causando estragos em várias cidades, entre elas Araucária, Curitiba, Fazenda Rio Grande, Guarapuava, Pinhão, Reserva do Iguaçu, São Miguel do Iguaçu e Umuarama.

Há registros de ventos fortes em Curitiba ( $60 \text{ km/h}$ ), Marechal Cândido Rondon ( $119.5 \text{ km/h}$ ), Dois Vizinhos ( $106.5 \text{ km/h}$ ) e Assis Chateaubriand ( $97.9 \text{ km/h}$ ), além de granizos em bairros de Curitiba: CIC (Cidade Industrial de Curitiba), Xaxim, Boa Vista e Rebouças.

Uma amostra dos dados utilizados neste trabalho, referentes ao caso II, é apresentada a seguir. A Figura 22a é referente à última varredura utilizada para geração das previsões, e na Figura 22b os dados apresentados foram obtidos a partir de uma varredura de radar no instante T+60.

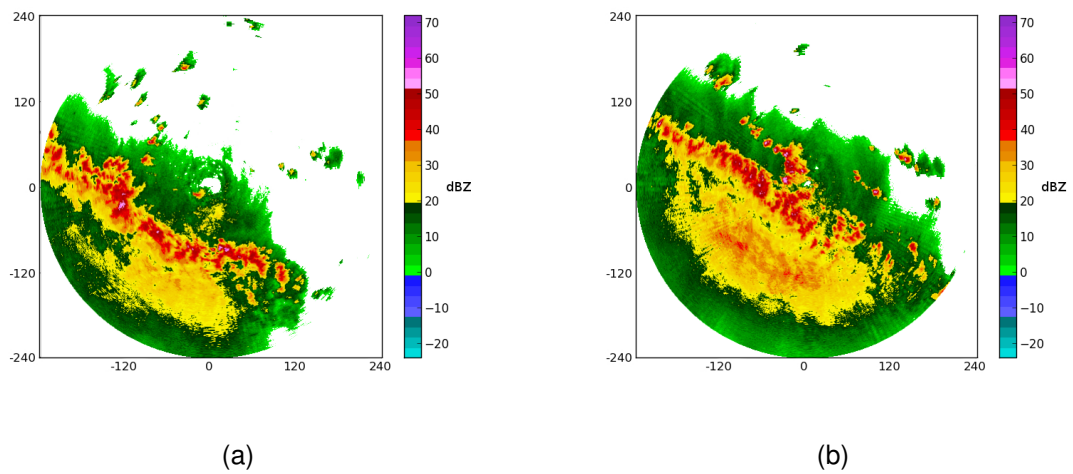
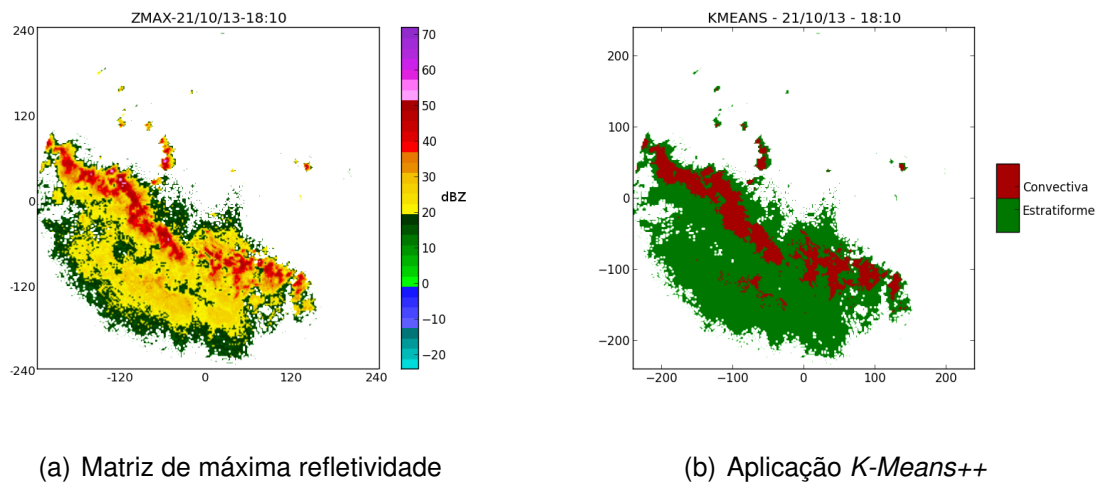


FIGURA 33: Dados Observados - CASO II

FONTE: O Autor.

### 5.6.1 CLASSIFICAÇÃO DAS CÉLULAS DE TEMPESTADE

A imagem 34b apresenta o resultado da classificação das células em convectiva e estratiforme para os dados de máxima refletividade mostrados em 34a.



(a) Matriz de máxima refletividade

(b) Aplicação *K-Means++*FIGURA 34: Resultado *K-Means++* - 21/10/13

FONTE: O Autor.



### 5.6.2 PREVISÕES ATRAVÉS DO FORTRACC

Na imagem 35a nota-se que o *ForTraCC* teve êxito em prever o deslocamento da tempestade para os primeiros 15 minutos, não detectando algumas células em virtude da definição de limiares. Na imagem 36a ocorre uma divisão da célula em outras duas, reduzindo então o acerto das extrapolações.

Nas imagens 35a, 36a, 37a e 38a nota-se a ocorrência de células não detectadas na varredura do instante  $T$  utilizada para gerar as previsões, o que sugere que a partir da varredura  $T + 15$  essas células atingiram o limiar mínimo de área/refletividade.

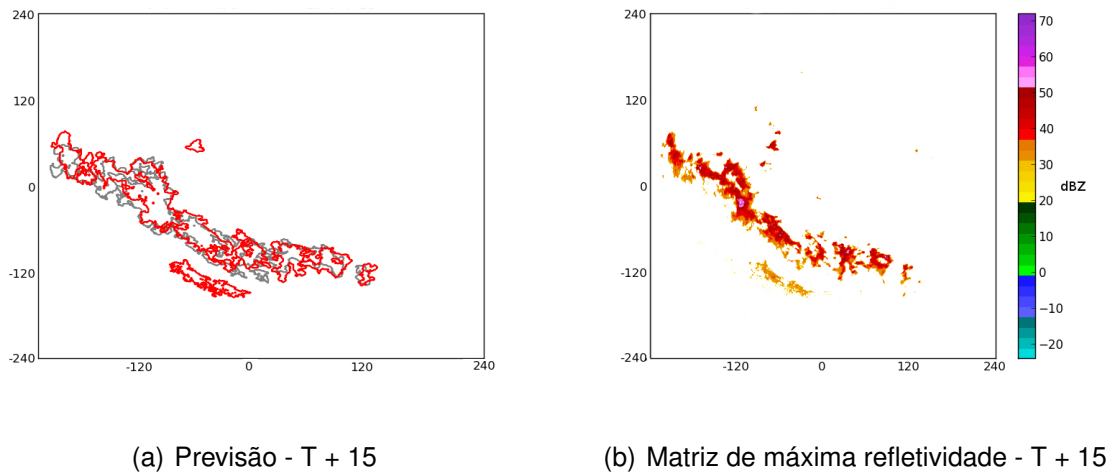
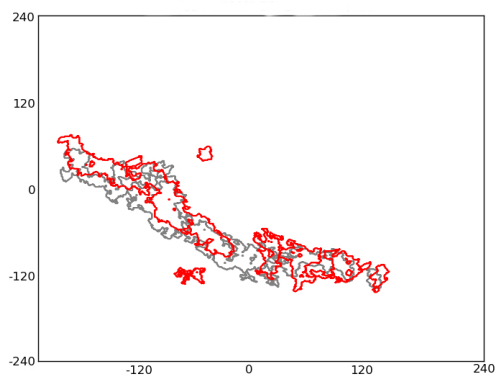
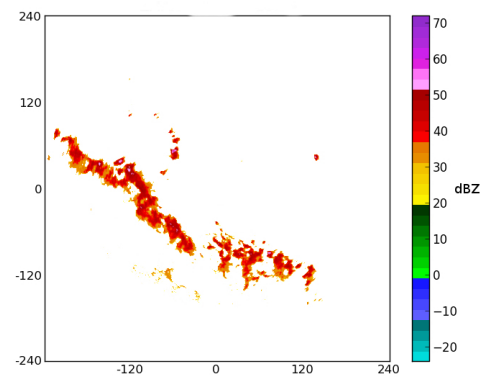


FIGURA 35: Previsão *ForTraCC* - 21/10/13

FONTE: O Autor.



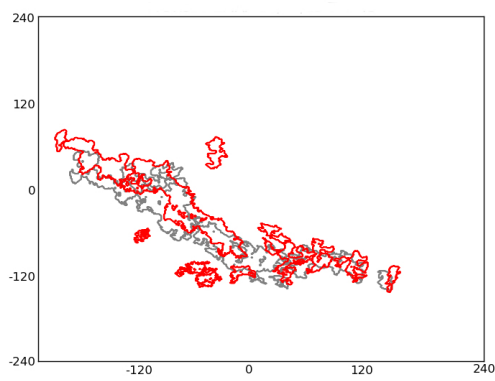
(a) Previsão - T + 30



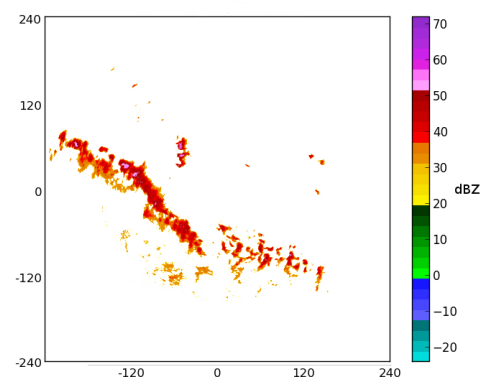
(b) Matriz de máxima refletividade - T + 30

FIGURA 36: Previsão *ForTraCC* - 21/10/13

FONTE: O Autor.



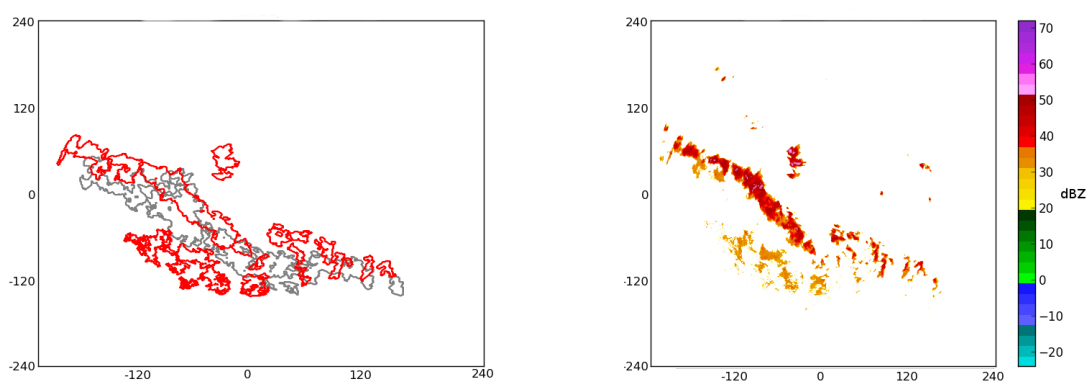
(a) Previsão - T + 45



(b) Matriz de máxima refletividade - T + 45

FIGURA 37: Previsão *ForTraCC* - 21/10/13

FONTE: O Autor.



(a) Previsão - T + 60

(b) Matriz de máxima refletividade - T + 60

FIGURA 38: Previsão *ForTraCC* - 21/10/13

FONTE: O Autor.

### 5.6.3 PREVISÃO GERADAS POR XCORR

Após a aplicação da técnica *K-Means++* considerou-se válidos apenas os dados classificados como convectivos, que foram ajustados por elipses e tiveram seus centros de massa determinados, para então serem estimados os deslocamentos utilizados na geração das previsões. O resultado do módulo de identificação, para o instante T, aplicado nesta técnica pode ser visualizado na Figura 39.

Na Figura 40 nota-se que houve a separação dos dados em duas elipses, e em virtude dos limiares de eixo dos ajustes da elipses, alguns dados foram desconsiderados. Já na imagem 41 nota-se um aumento na distância entre os agrupamentos e surgimento de novas elipses nas imagens 42 e 43, o que não é detectado pela técnica.

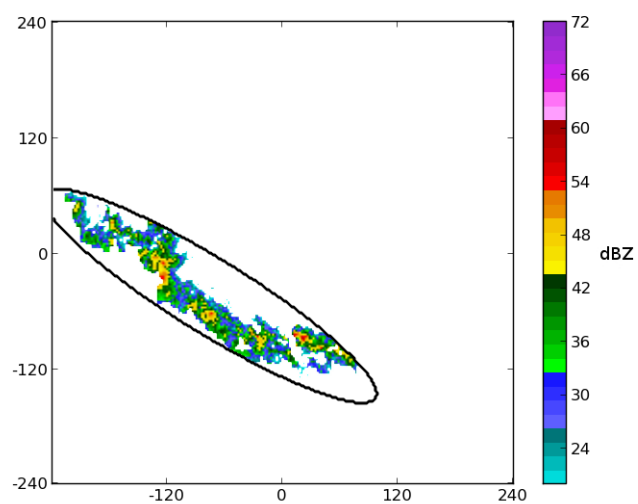


FIGURA 39: Dado Observado - 21/10/13 - T

FONTE: O Autor

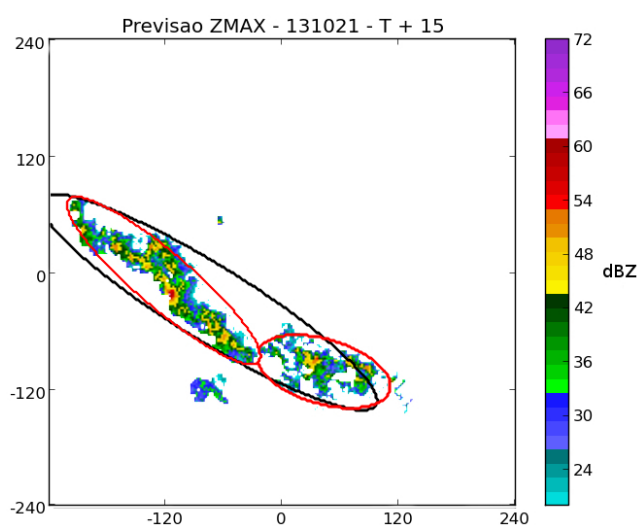
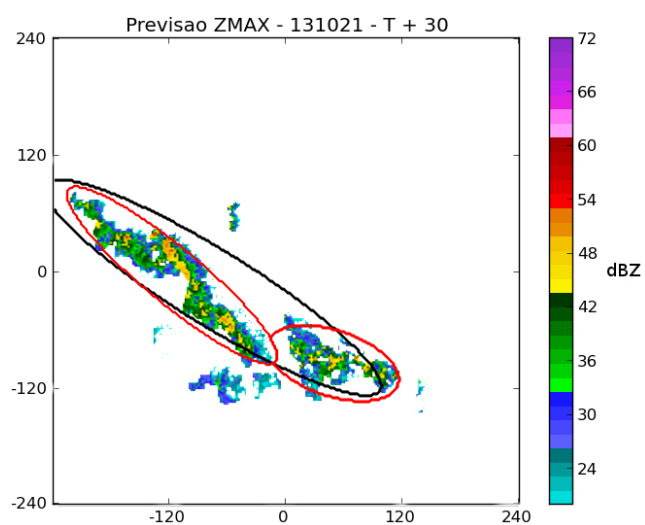
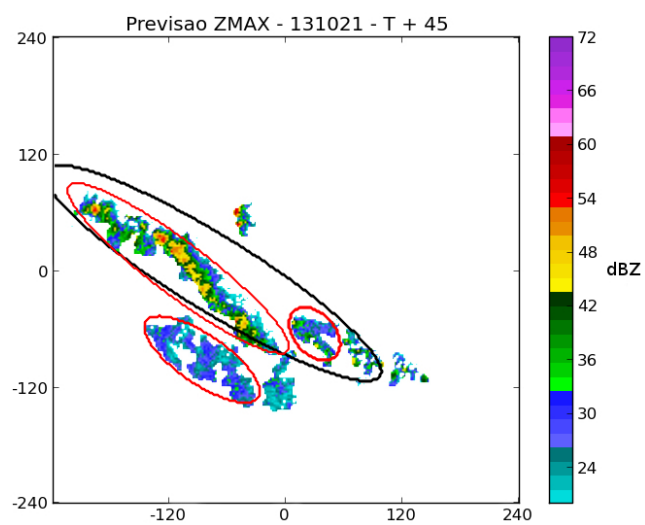


FIGURA 40: Previsão XCorr - 21/10/13 - T + 15

FONTE: O Autor

FIGURA 41: Previsão *XCorr* - 21/10/13 - T + 30

FONTE: O Autor

FIGURA 42: Previsão *XCorr* - 21/10/13 - T + 45

FONTE: O Autor

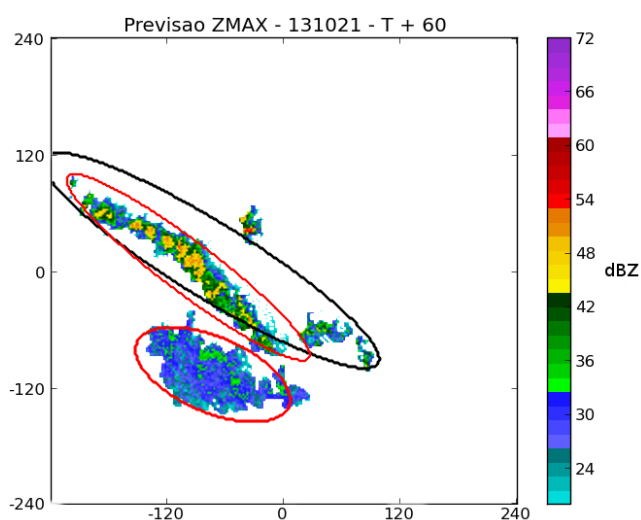


FIGURA 43: Previsão *XCorr* - 21/10/13 - T + 60

FONTE: O Autor

### 5.7 CASO III - 02/12/13

A presença de umidade e forte calor favoreceram o desenvolvimento de nebulosidade e chuva, sendo em algumas áreas acompanhadas de trovoadas, além de instabilidade entre a região Norte da Argentina, Paraguai, Sul e Sudeste do Brasil. Nota-se um deslocamento para a região Sudeste do país ao observar as imagens abaixo, sendo a 44a uma varredura do instante anterior às previsões e a Figura 44b uma varredura de radar no instante referente a última previsão realizada.

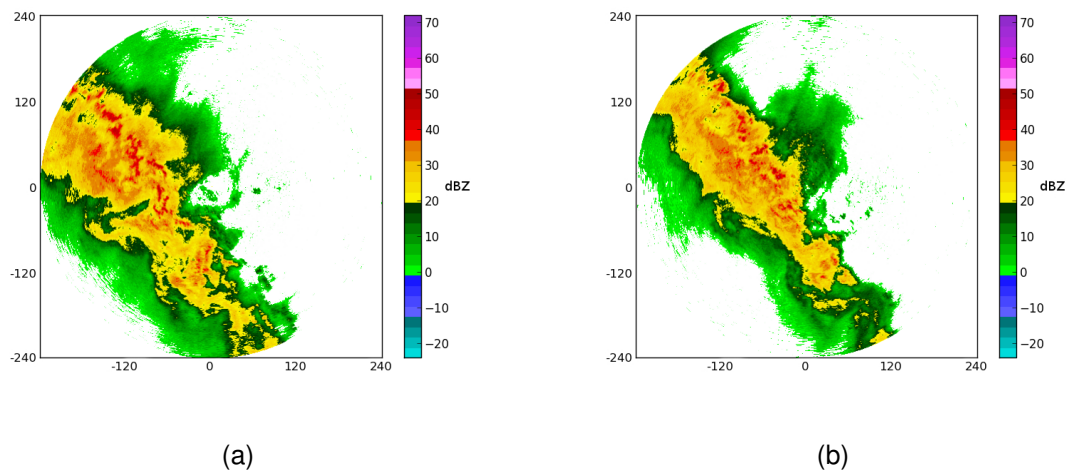
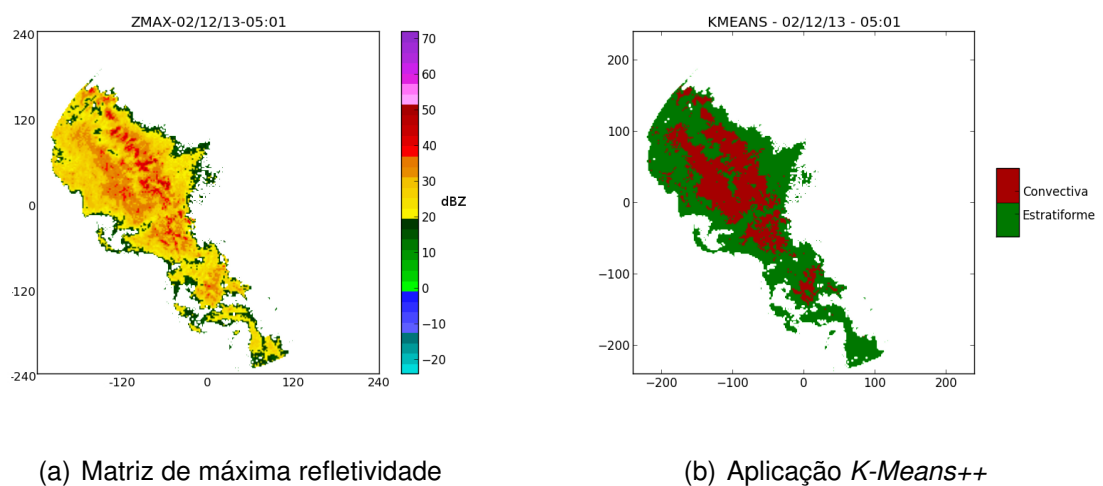


FIGURA 44: Dados Observados - CASO III

FONTE: O Autor.

### 5.7.1 CLASSIFICAÇÃO DAS CÉLULAS

A imagem 45a apresenta os dados de refletividade máxima, sendo uma das variáveis utilizadas no processo de classificação das tempestades, cujo resultado é apresentado na Figura 45b.

FIGURA 45: Resultado *K-Means++* - 02/12/13

FONTE: O Autor.

### 5.7.2 PREVISÕES ATRAVÉS DO FORTRACC

Na imagem 46a ocorre uma dissipação não prevista, uma vez que nesse caso o método não conseguiu acertar a variação na intensidade dos valores de refletividade da tempestade em questão. Nota-se também, nas imagens 47a, 48a e 49a, que o deslocamento das células pequenas não foi bem previsto, mas é algo aceitável em virtude da dificuldade dessa tarefa.

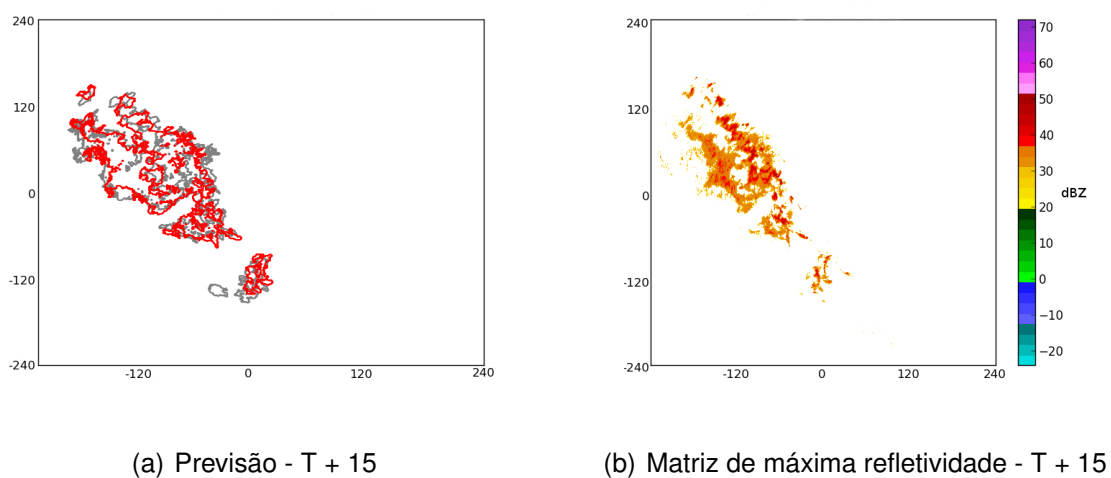


FIGURA 46: Previsão *ForTraCC* - 02/12/13

FONTE: O Autor.

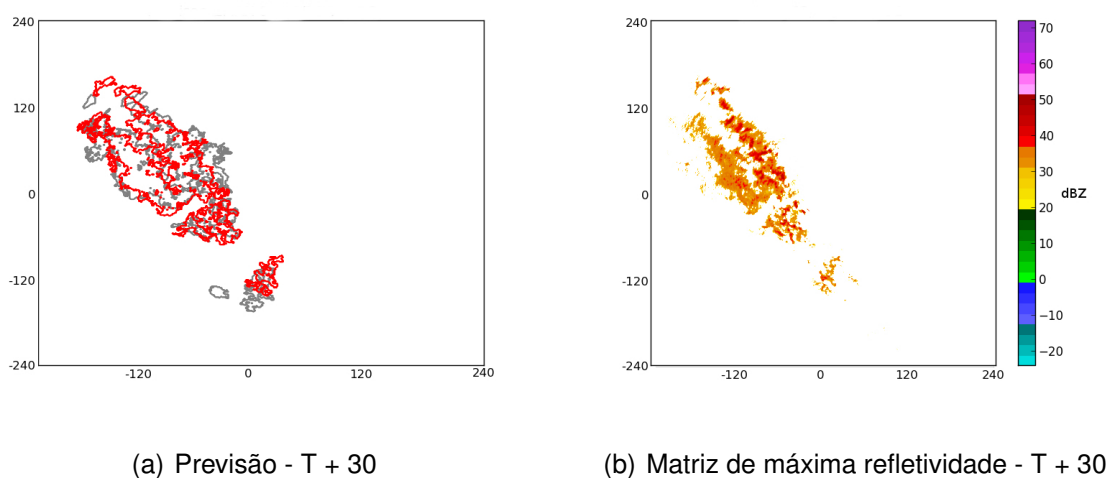
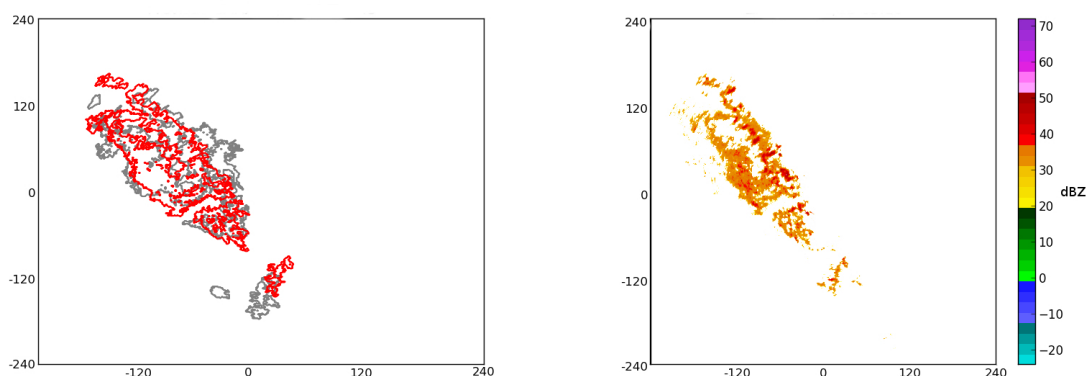


FIGURA 47: Previsão *ForTraCC* - 02/12/13

FONTE: O Autor.



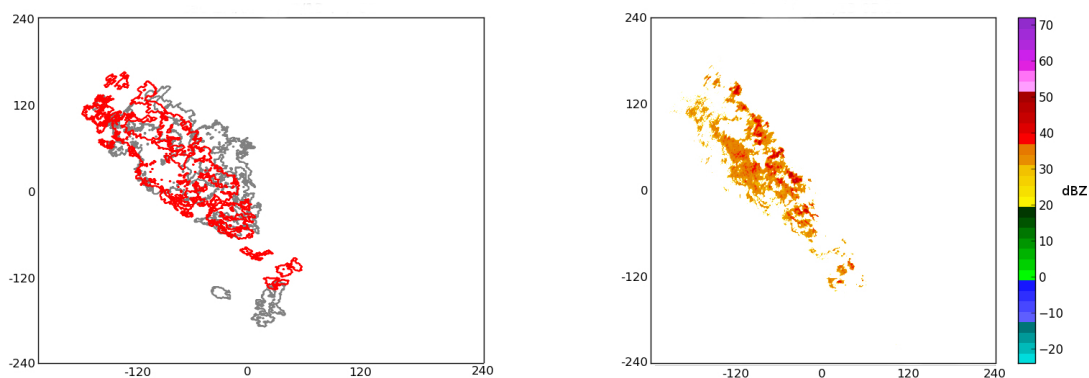


(a) Previsão - T + 45

(b) Matriz de máxima refletividade - T + 45

FIGURA 48: Previsão *ForTraCC* - 02/12/13

FONTE: O Autor.



(a) Previsão - T + 60

(b) Matriz de máxima refletividade - T + 60

FIGURA 49: Previsão *ForTraCC* - 02/12/13

FONTE: O Autor.

### 5.7.3 PREVISÕES GERADAS POR XCORR

Após o processo de classificação das tempestades e ajuste dos dados por elipses nota-se a existência de duas células significativas na primeira varredura do radar, como pode ser visto na Figura 50.

A previsão neste método desconsidera variações em intensidade e área ocupada pelas tempestades, o que leva a situações como as apresentadas nas imagens 51,

52, 53 e 54. Nelas nota-se a ocorrência de uma dissipação da elipse menor, e um aumento de intensidade e área ocupada pela elipse maior.

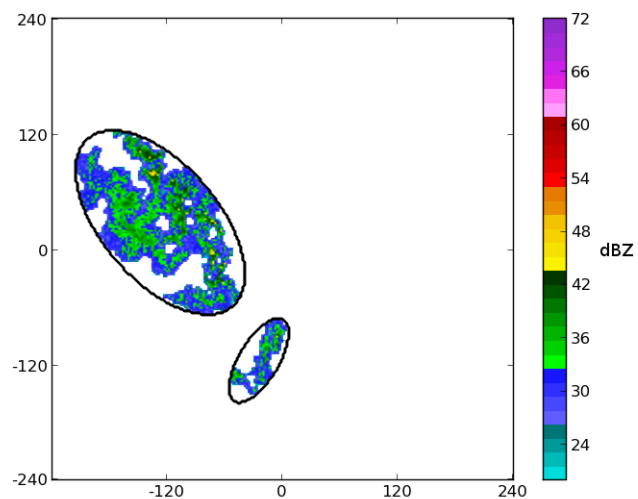


FIGURA 50: Dado Observado - 02/12/13 - T

FONTE: O Autor

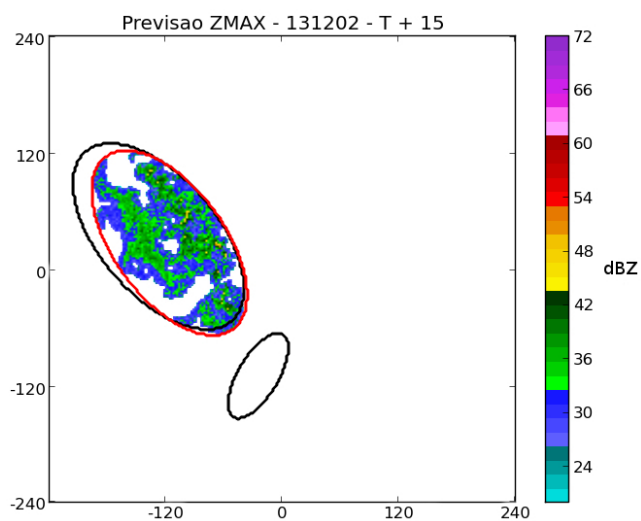
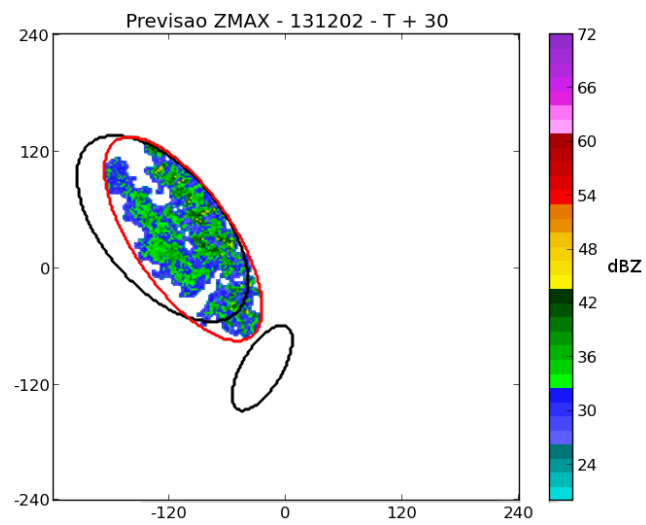
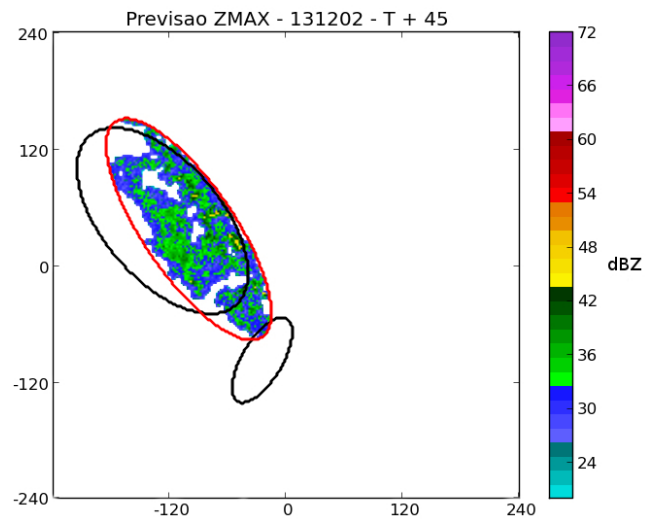


FIGURA 51: Previsão XCorr - 02/12/13 - T + 15

FONTE: O Autor

FIGURA 52: Previsão *XCorr* - 02/12/13 - T + 30

FONTE: O Autor

FIGURA 53: Previsão *XCorr* - 02/12/13 - T + 45

FONTE: O Autor

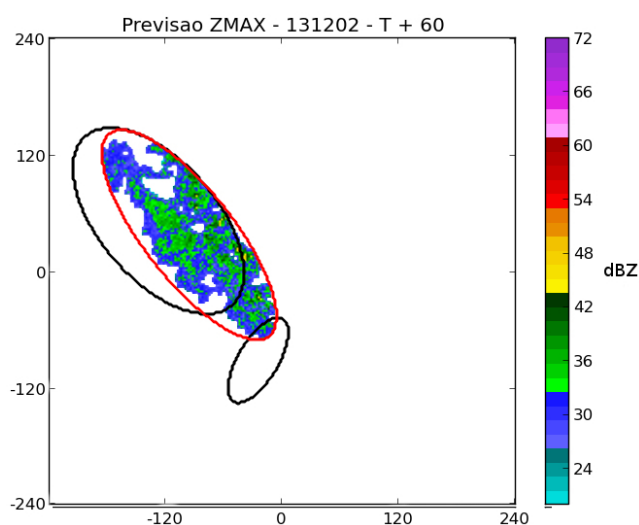


FIGURA 54: Previsão *XCorr* - 02/12/13 - T + 60

FONTE: O Autor

## 5.8 CASO IV - 04/03/14

A presença de um ciclone próximo ao Uruguai favoreceu a instabilidade na região Sul do país, causando fortes chuvas nas regiões Sul, Sudoeste e Oeste do Estado do Paraná. Ocorreram também linhas de instabilidade se deslocando sobre Curitiba e Região Metropolitana, causando fortes chuvas com presença de raios e rajadas de vento.

Ao observar as imagens 55a e 55b nota-se que a tempestade se desloca em direção à região Sudeste do país e tem um aumento em sua área de refletividade mais alta, sendo o intervalo de tempo entre as imagens igual a 1h.

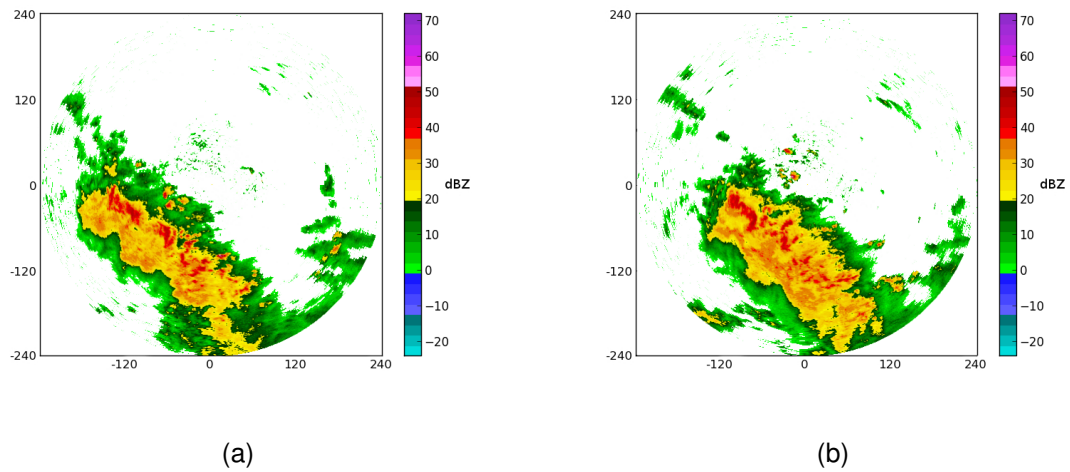
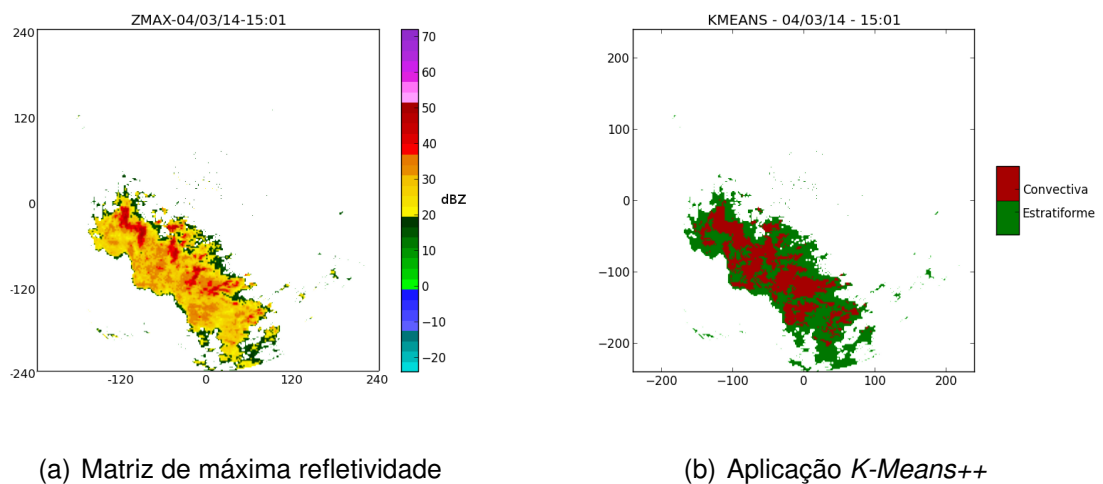


FIGURA 55: Dados Observados - CASO IV

FONTE: O Autor.

### 5.8.1 CLASSIFICAÇÃO ÁREAS DE TEMPESTADE CONVECTIVAS/ESTRATIFORMES

Na imagem 56b é mostrado o resultado da classificação das tempestades através do método *K-Means++*, sendo uma das variáveis utilizadas a matriz de máxima refletividade apresentada na Figura 23a.

FIGURA 56: Resultado *K-Means++* - 04/03/14

FONTE: O Autor.

### 5.8.2 PREVISÕES ATRAVÉS DO FORTRACC

Nas imagens 57a, 58a, 59a e 60a nota-se o surgimento de células de tempestade não ocorrida na imagem referente ao último dado utilizado para gerar a previsão, o que pode ser explicado pela definição dos limiares utilizados na detecção das células tempestades. E aquelas que foram detectadas, como era de se esperar, não tiveram boas previsões de deslocamento e intensidade.

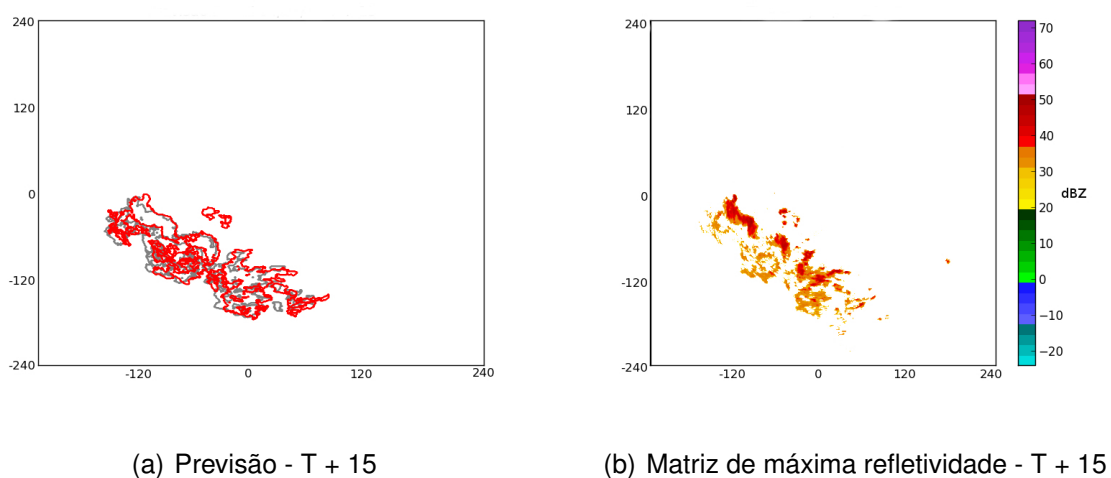


FIGURA 57: Previsão *ForTraCC* - 04/03/14

FONTE: O Autor.

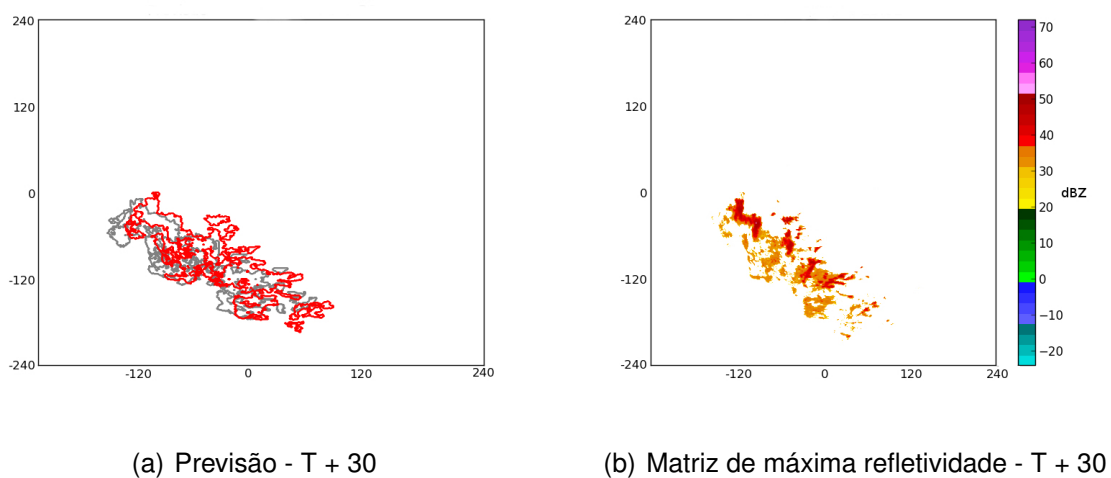
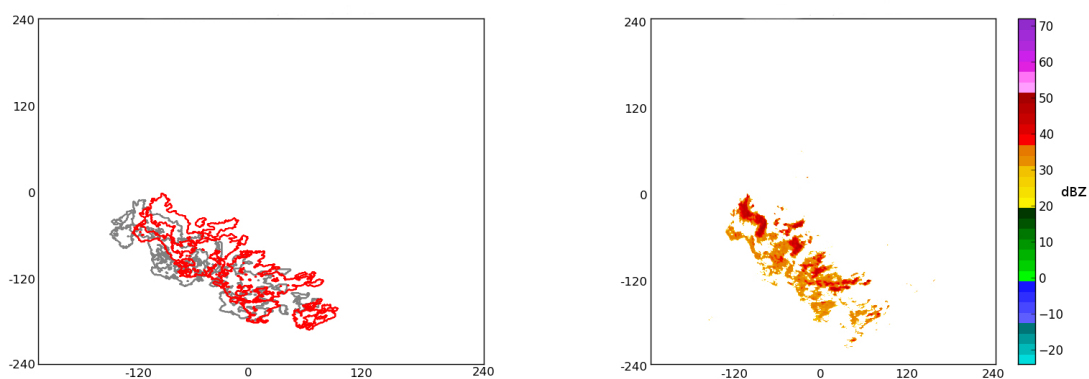


FIGURA 58: Previsão *ForTraCC* - 04/03/14

FONTE: O Autor.

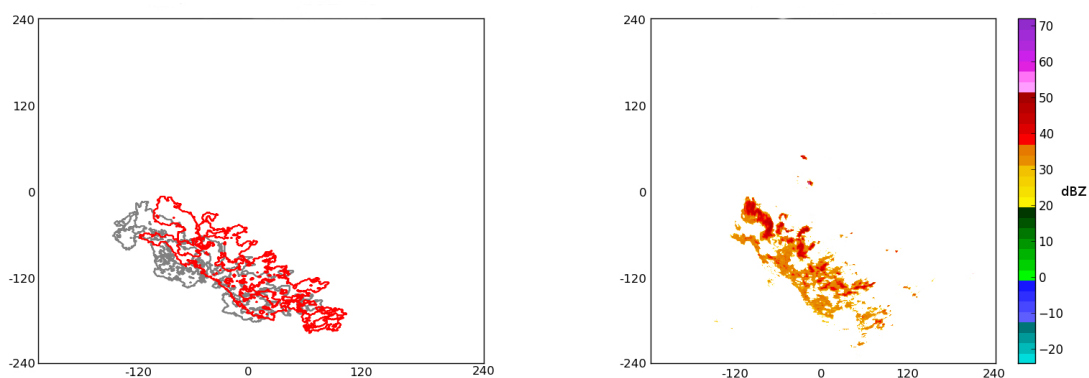


(a) Previsão - T + 45

(b) Matriz de máxima refletividade - T + 45

FIGURA 59: Previsão *ForTraCC* - 04/03/14

FONTE: O Autor.



(a) Previsão - T + 60

(b) Matriz de máxima refletividade - T + 60

FIGURA 60: Previsão *ForTraCC* - 04/03/14

FONTE: O Autor.

### 5.8.3 MÉTODO XCORR

O deslocamento de tempestades pode ser estimado erroneamente em virtude de variações na intensidade e área ocupada, o que leva a erros em previsões quando se utiliza técnicas que desconsiderem essas variações. Como a técnica *XCorr* não leva em conta essa possibilidade, considerando que essas variações sejam nulas, esses erros ficam mais significativos e podem ser notados nas previsões apresentadas nas

Figuras 62, 63, 64 e 65, que foram feitas utilizando como última varredura os dados apresentados na Figura 61.

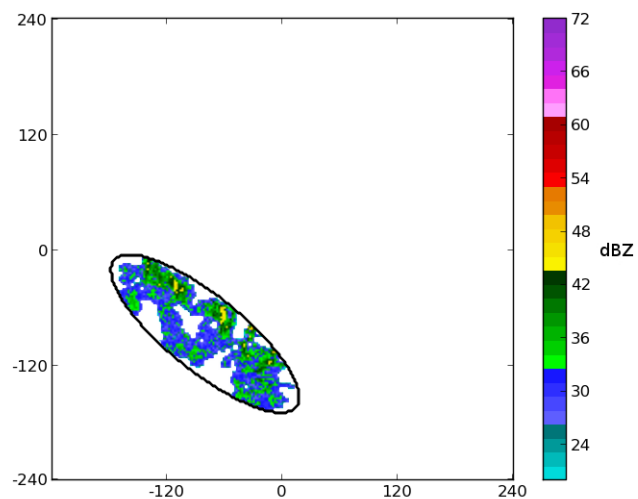


FIGURA 61: Dado Observado - 04/03/14 - T

FONTE: O Autor

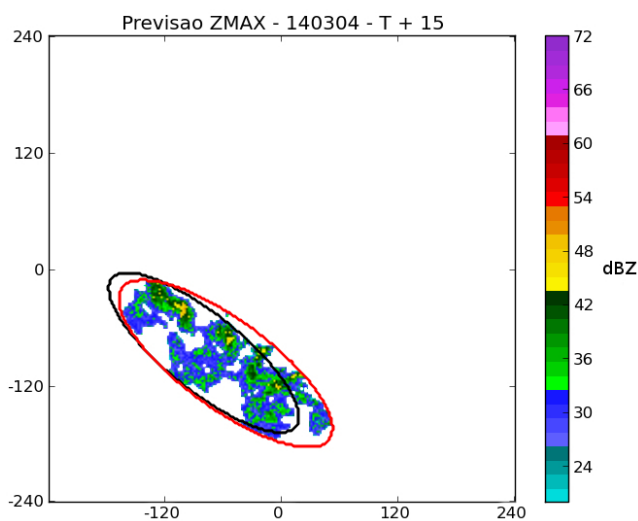


FIGURA 62: Previsão XCorr - 04/03/14 - T + 15

FONTE: O Autor



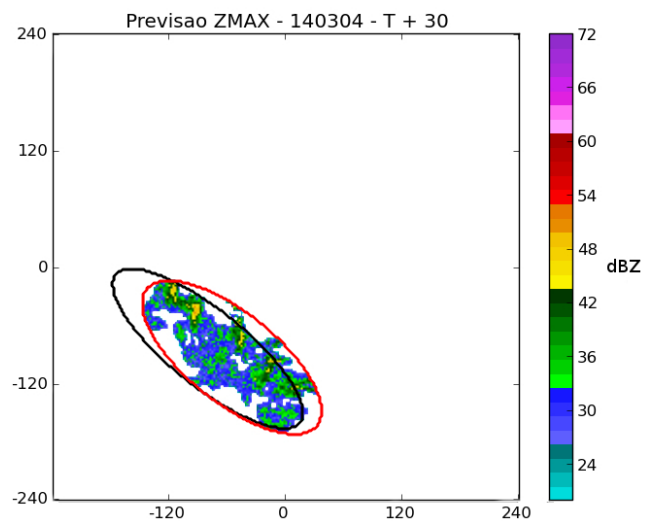


FIGURA 63: Previsão *XCorr* - 04/03/14 - T + 30

FONTE: O Autor

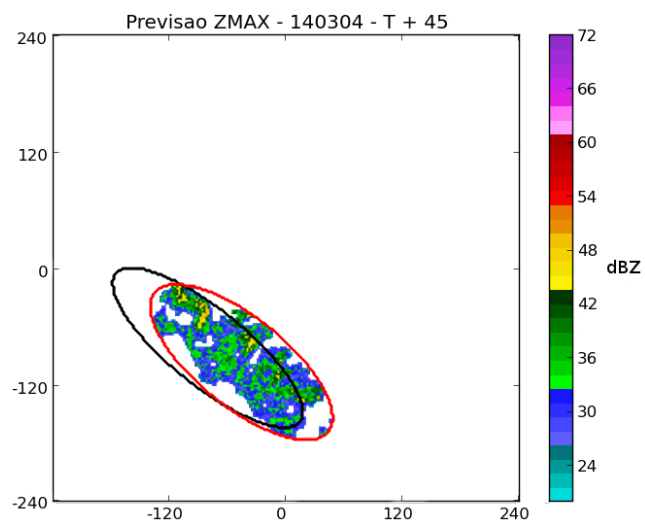
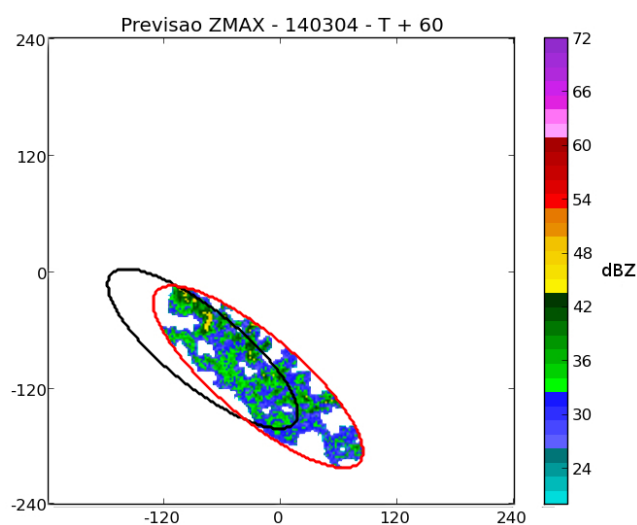


FIGURA 64: Previsão *XCorr* - 04/03/14 - T + 45

FONTE: O Autor

FIGURA 65: Previsão *XCorr* - 04/03/14 - T + 60

FONTE: O Autor

## 5.9 COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS

Como critério de avaliação fez-se uso dos coeficientes de correlação entre previsões e dados observados, para cada caso, e que são mostrados e analisados a seguir.

Na Tabela 1, referente ao primeiro caso do estudo, nota-se que apesar da técnica *Xcorr* apresentar uma menor variação na qualidade das previsões, a técnica *ForTraCC* mostrou melhores resultados para a previsão e suas extrapolações.

TABELA 1: Correlação entre previsão e dado observado - Caso I

	T+15	T+30	T+45	T+60
ForTraCC	0.76	0.67	0.61	0.47
XCorr	0.66	0.60	0.57	0.44

Na Tabela 2 é mostrado que, apesar da previsão para 15 minutos apresentar valor de correlação igual para as duas técnicas, a técnica *XCorr* apresentou um maior decaimento para a previsão de 30 e 45 minutos.

TABELA 2: Correlação entre previsão e dado observado - Caso II

	T+15	T+30	T+45	T+60
ForTraCC	0.70	0.62	0.58	0.50
XCorr	0.70	0.54	0.47	0.40

Observando a Tabela 3, referente ao Caso III, percebe-se um decaimento na qualidade das previsões semelhante, com vantagem para a técnica *ForTraCC* que apresentou melhores resultados.

TABELA 3: Correlação entre previsão e dado observado - Caso III

	T+15	T+30	T+45	T+60
ForTraCC	0.75	0.68	0.65	0.55
XCorr	0.68	0.58	0.55	0.45

A Tabela 4 mostra os coeficientes de correlação para o Caso IV, no qual as duas técnicas apresentaram os melhores resultados para previsão de 15 minutos, com decaimento semelhante para as duas técnicas.

TABELA 4: Correlação entre previsão e dado observado - Caso IV

	T+15	T+30	T+45	T+60
ForTraCC	0.79	0.64	0.60	0.52
XCorr	0.72	0.60	0.56	0.49

Após a determinação dos coeficientes de correlação entre previsão e dado observado, para cada técnica e caso, calculou-se então seus valores médios. Na Tabela 5 é possível ter uma visão mais geral do desempenho das técnicas, com melhores resultados para a técnica *ForTraCC* e decaimento semelhante na qualidade.

TABELA 5: Correlação entre previsão e dado observado - Média

	T+15	T+30	T+45	T+60
ForTraCC	0.75	0.65	0.61	0.51
XCorr	0.69	0.58	0.54	0.45

A partir das tabelas gerou-se os gráficos mostrados nas Figuras 66, 67, 68 e 69, nos quais apresenta-se em azul a variação na correlação entre as previsões geradas pelo algoritmo *ForTraCC* e os dados observados, enquanto em vermelho está a correlação para as previsões geradas pelo algoritmo *XCorr*.

Analisando os gráficos nota-se que os resultados apresentados pelo *ForTraCC* foram melhores, o que pode ser justificado pela habilidade da técnica em determinar estimativas de deslocamento para cada tempestade presente na imagem, além de calcular seu crescimento/decrescimento em intensidade e tamanho.

Nota-se também que a técnica *XCorr* teve bom desempenho, apesar de ser do tipo *AREA TRACKER*, o que pode ser explicado pela utilização do método *K-Means++* para classificação das tempestade e posterior ajuste por elipses.

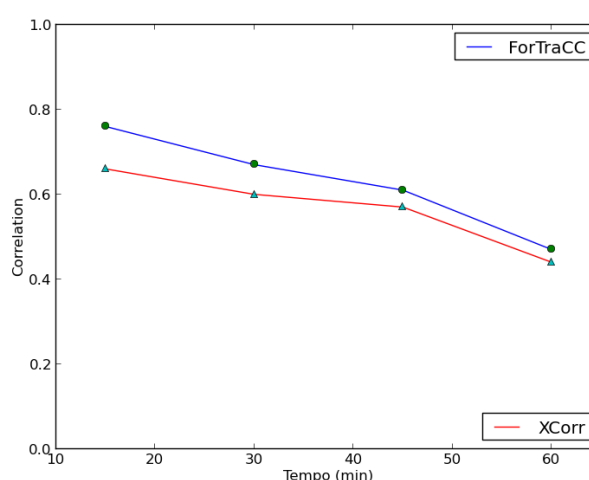


FIGURA 66: Correlação Previsão x Dados - 05/04/13 - CASO I

FONTE: O Autor

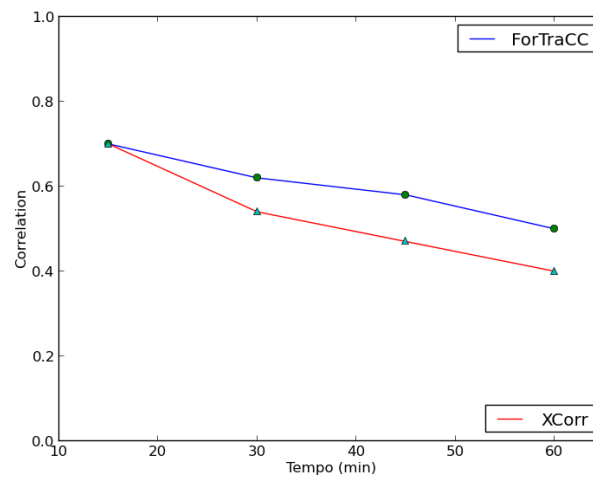


FIGURA 67: Correlação Previsão x Dados - 21/10/13 - CASO II

FONTE: O Autor

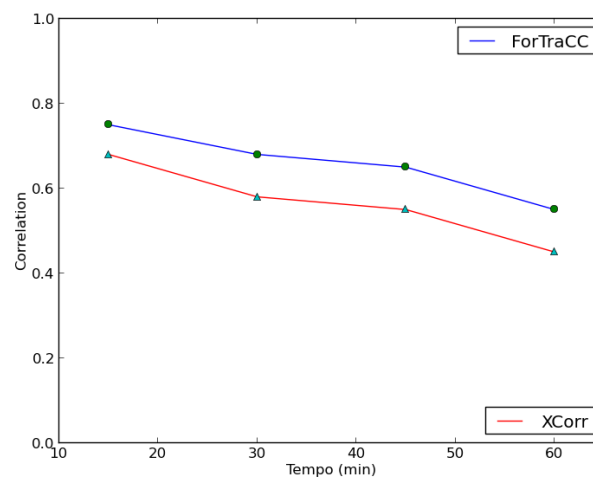


FIGURA 68: Correlação Previsão x Dados - 02/12/13 - CASO III

FONTE: O Autor

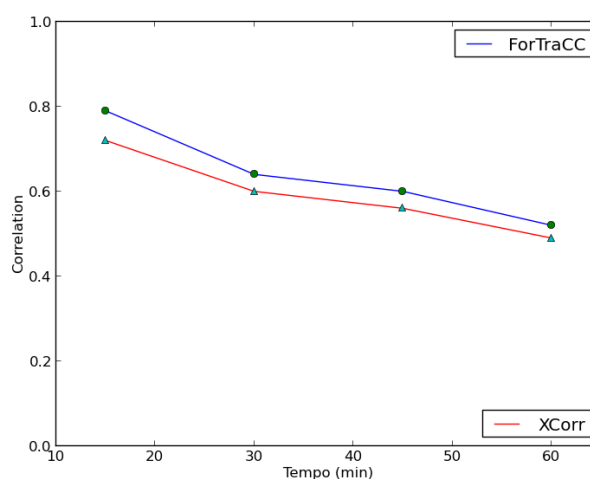


FIGURA 69: Correlação Previsão x Dados - 04/03/14 - CASO IV

FONTE: O Autor

Na figura 70 é apresentada a variação na correlação média para as técnicas *ForTraCC* e *XCorr*, levando em conta os 4 casos analisados neste trabalho, sendo notado o melhor desempenho para a técnica *ForTraCC*.

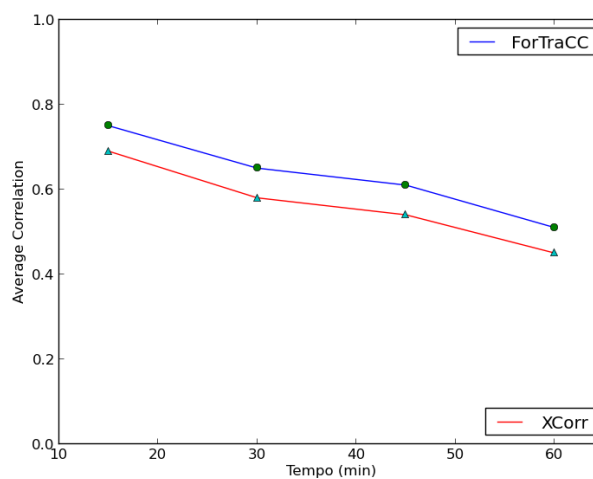


FIGURA 70: Correlação média - previsão x dados observados

FONTE: O Autor

## 6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi feita uma adaptação da técnica *ForTraCC*, desenvolvida para utilização de dados de temperatura de brilho gerados por satélites, para realização de previsões a curtíssimo prazo utilizando dados de refletividade de radar. Os limiares definidos para a classificação das células tempestade são  $Z_{min} = 30dBZ$ ,  $Z_{max} = 60dBZ$  e área mínima de  $60km^2$ , utilizando então morfologia matemática para união de células próximas e suavização das células geradas.

Na outra técnica, *XCorr*, baseada no uso da correlação cruzada, fez-se uso da classificação das células em convectiva e estratiforme através da utilização do método *K-Means++*. Após classificadas, as áreas de tempestade estratiforme foram desconsideradas, enquanto as áreas de tempestade convectiva foram ajustadas por elipses, desconsiderando também aquelas com raio maior inferior à  $30km$ .

As duas técnicas foram então aplicadas à 4 casos, gerando previsões de até  $1h$ , e para cada um deles gerou-se um gráfico de correlação, mostrando a variação durante esse período. Como resultado da comparação dos métodos *ForTraCC* e *XCorr* notou-se uma vantagem da primeira técnica, o que pode ser explicado com base em suas características:

A técnica *ForTraCC* faz a previsão de cada célula de tempestade presente em uma imagem, além de possuir habilidade para determinar taxas de variações em área e intensidade, e também saber lidar com fusões e divisões de células tempestade. Como desvantagem está o fato de fazer a identificação de células de tempestades baseada em limiares de intensidade e área ocupada.

Já a técnica *XCorr* apresentou bons resultados frente à suas limitações, entre elas o fato da estimativa de deslocamento ser utilizada para toda a imagem e não

individualmente, como no método *ForTraCC*. Além disso esta técnica não leva em consideração possíveis variações de desenvolvimento da tempestade e não lidar com possíveis fusões e divisões das tempestades em análise.

Em trabalhos futuros é pretendido continuar o estudo nas seguintes frentes:

- Aplicar outras técnicas para classificação dos ecos de radar em células convectivas e estratiformes, e compará-las ao método aplicado neste trabalho;
- Utilizar dados de mosaico de outros radares meteorológicos brasileiros, entre eles os operados pelo SIMEPAR em Cascavel e Teixeira Soares e pelo IPMet nos municípios de Bauru e Presidente Prudente - SP;
- Utilizar os resultados da classificação das células de tempestade na técnica *ForTraCC*;
- Fazer comparação entre as técnicas *ForTraCC* e *TITAN*, bem conhecidas e utilizadas operacionalmente no Brasil.



## REFERÊNCIAS

- AUSTIN, G. L. Application of a pattern-recognition and extrapolation techniques to forecasting. **European Space Agency Journal**, v. 9, p. 147–155, 1985.
- AUSTIN, G. L.; BELLON, A. The use of digital weather radar records for short-term precipitation forecasting. **Digital Weather Radar**, v. 100, p. 658–664, 1974.
- BELLON, A.; AUSTIN, G. L. The evaluation of two years of real-time operation of a Short-Term Precipitation Forecasting Procedure (SHARP). **Journal of Applied Meteorology**, v. 17, p. 1778–1787, 1978.
- BENETI, C. A. A. **Caracterização hidrodinâmica e elétrica de sistemas convectivos de mesoescala**. Tese (Doutorado) — Departamento de Ciências Atmosféricas, Universidade de São Paulo, 2012.
- BRINGI, V. N.; CHANDRASEKAR, V. **Polarimetric Doppler Weather Radar: Principles and Applications**. Cambridge, Reino Unido: Cambridge University Press, 2004.
- BROWNING, K. A. **Nowcasting**. London: London Academic Press, 1982.
- BYERS, H. R.; JR, R. R. B. **The Thunderstorm: Final Report of the Thunderstorm Project**. Washington D.C.: U.S. Government Printing Office, 1949.
- CAINE, S. *et al.* Objective Classification of Precipitating Convective Regimes using a Weather Radar in Darwin, Australia. **Monthly Weather Review**, v. 137, p. 1585–1600, 2009.
- COTTON, W. R.; BRYAN, G. H.; HEEVER, S. C. V. D. **Storm and Cloud Dynamics**. Oxford, UK: Academic Press, 2010.
- DAMIAN, E. A. **Duas Metodologias Aplicadas à Classificação de Precipitação Convectiva e Estratiforme com Radar Meteorológico: SVM e K-Means**. Dissertação (Mestrado) — PPGMNE - Universidade Federal do Paraná, 2011.
- DIAS, M. A. F. S. An increase in the number of tornado reports in Brazil. **Wea., Clim. and Soc.**, v. 3, p. 209–217, 2011.
- DIXON, M.; WIENER, G. TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting - A radar-based methodology. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 10, p. 785–797, 1993.
- FARLEY, C.; RAFTERY, A. E. **How many clusters? Which clustering method? Answer via model-based cluster analysis**. [S.l.], 1998.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 2nd. ed. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2001.

HAIR, J. F. *et al.* **Multivariate Analysis Data**. [S.l.]: Prentice Hall, 2009.

ILLINOIS, U. of. **Atmospheric Sciences**. 2014. Disponível em: <http://ww2010.atmos.uiuc.edu/>, acesso em: Jan 2014.

JOHNSON, J. T. *et al.* The Storm Cell Identification and Tracking Algorithm. An enhanced WSR-88D algorithm. **Weather and Forecasting**, v. 13, p. 263–276, 1998.

LAWLER, E. **Combinatorial Optimization: Networks and Matroides**. New York, USA: Saunders College Publishing, 1976.

LLOYD, S. P. Least squares quantization in pcm. In: . [S.l.: s.n.], 1982. v. 28, p. 129–137.

MACHADO, L. A. T.; LAURENT, H. The convective systems area expansion over Amazonia and its relationships with convective system life duration and high-level wind divergence. **Monthly Weather Review**, v. 121, p. 37–49, 2004.

MACQUEEN, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: . [S.l.: s.n.], 1967. v. 1, p. 281–296.

MADDOX, R. A. Mesoscale Convective Complex. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 61, p. 1374–1387, 1980.

MASSAMBANI, O. **Fundamentos do Radar**. 2009. Disponível em: <http://www.dca.iag.usp.br/www/material/omassamb>, acesso em: Jul 2014.

MATTA, W. N. **Metodologia para detecção de máculas em micrografias utilizando morfologia matemática**. Dissertação (Mestrado) — DCC - Universidade Federal de Minas Gerais, 1998.

MECKLENBURG, S. M. **Nowcasting precipitation in an Alpine region with a radar echo tracking algorithm**. Tese (Doutorado) — Swiss Federal Institute of Technology - ETH, 2000.

OLIVEIRA, C. **Identificação e Correção da Banda Brilhante em Dados de Radar Meteorológico**. Dissertação (Mestrado) — PPGMNE - Universidade Federal do Paraná, 2014.

POPE, M.; JAKOB, C.; REEDER, M. J. Objective classification of tropical mesoscale convective systems. **Journal of Climate**, v. 22, p. 5797–5808, 2009.

RINEHART, R. E. **Radar for Meteorologists**. Nevada, Estados Unidos da América: Rinehart Publishing, 2004.

RINEHART, R. E.; GARVEY, E. T. Three-dimensional storm detection by conventional weather radar. **Nature**, v. 273, p. 287–289, 1978.

ROBERTS, F. S. **Applied Combinatorics**. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 1984.

RODRIGUES, F. S. **Métodos de Agrupamento na Análise de Dados de Expressão Gênica**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de São Carlos, 2009.

RODRIGUES, L. B.; VIEIRA, F. B. P.; AGUSTINI, E. **O método húngaro de otimização para o problema da alocação de tarefas**. [S.l.], 2005.

SHORT, D. **Radar Scan Strategies for the Patrick Air Force Base Weather Surveillance Radar, Model - 74C, Replacement**. [S.l.], 2008.

SIQUEIRA, P. H. **Aplicação do algoritmo do matching no problema da construção de escalas de motoristas e cobradores de ônibus**. Dissertação (Mestrado) — PPGMNE - Universidade Federal do Paraná, 1999.

SIQUEIRA, P. H. **Uma nova abordagem na resolução do problema do caixeiro viajante**. Tese (Doutorado) — PPGMNE - Universidade Federal do Paraná, 2005.

SONKA, V. H. M.; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis, and Machine Vision**. [S.l.]: Thomson-Engineering, 2007.

SOUZA, J. D. de; SILVA, B. B. da. Correção atmosférica para temperatura da superfície obtida com imagem TM: LandSat S. **Rev. Bras. Geof.**, v. 23, p. 130–138, 2005.

TORRES, J. C. **Heavy rainfall mesoscale convective systems in northern and middle Argentina**. Tese (Doutorado) — Universidad de Buenos Aires, 2003.

TUTTLE, J. D.; FOOTE, G. B. Determination of the boundary layer airflow from a single Doppler Radar. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 7, p. 218–232, 1990.

VILA, D. A. *et al.* Forecast and Tracking the Evolution of Cloud Clusters (ForTraCC) Using Satellite Infrared Imagery: Methodology and Validation. **Weather and Forecasting**, v. 23, p. 233–245, 2008.

WALKER, G. B. *et al.* Time, angle and range averaging of radar echoes from distributed targets. **J. Appl. Meteor.**, v. 19, p. 315–323, 1980.

WIJEWICKREMA, S. N. R.; PAPLINSKI, A. P. **Principal Component Analysis for the approximation of an image as an ellipse**. [S.l.], 2005.

WILLIAMS, M.; JR, R. A. H. Satellite-observed characteristics of winter monsoon cloud clusters. **Monthly Weather Review**, v. 115, p. 505–519, 1987.

WILSON, J. W. *et al.* Nowcasting thunderstorms. A status report. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 79, p. 2079–2099, 1998.

ZEITLER, J. W.; BUNKERS, M. J. Operational Forecasting of Supercell Motion: Review and Case Studies Using Multiple Datasets. **Natl. Wea. Dig.**, v. 29, p. 81–97, 1990.

ZINNER, T.; MANNSTEIN, H.; TAFFERNER, A. Cb-tram: Tracking and monitoring severe convection from onset over rapid development to mature phase using multi-channel Meteosat-8 SEVIRI data. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 101, p. 191–210, 2008.